

Original Article

Iranian Remote Sensing GIS
Journal of

Evaluation of the Deep Learning-Based Sat-MVSF Algorithm in DSM Extraction from High Resolution Satellite Images

Amir Hossein Ghourkhanehchi Zirak, Amin Sedaghat*¹, Nazila Mohammadi, Nima Ahmadian

Affiliation

Dep. of Geomatics
Engineering, Faculty of Civil
Engineering, University of
Tabriz, Tabriz, Iran

ABSTRACT

Introduction: The extraction of 3D geospatial information from the Earth's surface using remote sensing and photogrammetric data has become a pivotal and widely utilized subject within the field of geosciences, attracting increasing attention from researchers in recent years. One of the most significant outputs of such data is the Digital Surface Model (DSM), which, in addition to representing the Digital Elevation Model (DEM), includes all natural and man-made features such as vegetation, trees, buildings, and other structures. DSM extraction plays a crucial role in a wide array of applications, including urban planning, building detection, disaster management, 3D modeling, and change monitoring. In recent years, remarkable advances in deep learning have significantly influenced the process of 3D information extraction from remote sensing data. Traditional 3D reconstruction methods often face challenges such as managing large datasets, complexity in extracting features, and difficulty in accessing accurate details. In this context, the use of deep neural networks for extracting complex features from multi-view images has introduced a transformative approach in this domain.

Material and Methods: A novel deep learning-based algorithm, Sat-MVSF, has recently been developed for DSM extraction from multi-view satellite images. This algorithm is designed to extract DSM from multi-view satellite images and performs all steps, from image preprocessing to final DSM generation, based on deep learning. Given the limited availability of training data and the authors' claims regarding the generalizability of the trained model weights, the objective of this study is to evaluate the performance of the Sat-MVSF algorithm in generating DSMs from high-resolution satellite images. The main innovations of this research include: 1) Preparation of three sets of WorldView-3 satellite data and two sets of ZY3-2 satellite data, involving block bundle adjustment for RPC refinement and reference DSM generation using LiDAR point clouds. 2) DSM extraction using the Sat-MVSF algorithm for multi-view images from both WorldView-3 and ZY3-2 sensors, followed by performance comparison against existing algorithms such as S2P and SS-DSM, as well as commercial software including CATALYST and ERDAS IMAGINE. To ensure a comprehensive evaluation, the performance of all algorithms is analyzed across three types of areas: (1) non-built areas, (2) building areas with moderate elevation changes, and (3) building areas with significant elevation changes. The dataset used in this study consists of five sets of satellite images—three from WorldView-3 and two from ZY3-2—with each set containing three overlapping images.

Results and Discussion: The results demonstrate that Sat-MVSF outperforms many existing algorithms and commercial software in DSM extraction. For WorldView-3 imagery, Sat-MVSF achieves an average vertical accuracy of 1.1 meters and completeness of 87%, surpassing SS-DSM and commercial tools. On the other hand, S2P provides slightly better height accuracy (1.0 meters), suggesting Sat-MVSF is less precise in terms of elevation RMSE but still competitive. However, the performance of the S2P algorithm on the WV3-3 dataset is highly dependent on the study area, given that it has low elevation completeness. In the ZY3-2 datasets, Sat-MVSF achieves elevation accuracies of 2.43 and 3.27 meters, indicating acceptable performance. More specifically, in the first two WorldView-3 datasets, S2P attains the best performance with completeness of 90.76% and 90.16%, and elevation accuracies of 0.94 and 1.1 meters, respectively. In the third dataset, Sat-MVSF leads with a completeness of 83% and a elevation accuracy of 1.04 meters. The obtained results show that S2P performs best in building zones with significant elevation changes with accuracies of 1.03, 1.14, and 0.88 meters for the first, second, and third datasets, respectively and CATALYST application achieves the highest accuracy in non-built-up areas with values of 0.71, 1.12, and 0.68 meters across the same datasets. Overall, commercial software such as CATALYST and ERDAS IMAGINE exhibit higher height errors in built-up areas which have significant elevation differences. The reason for this is that these softwares use interpolation methods to fill gaps, which reduces accuracy in building areas with height differences. Given that if the height threshold limit is considered to be a large number in calculating the height accuracy and height completeness evaluation criteria, the error increases, meaning that pixels with a high height error are considered as correct pixels, and both the height accuracy and height completeness criteria will optimistically have a high value. At a small height threshold limit, both criteria will have a low value.

Keywords: 3D reconstruction, Digital Surface Model extraction, Large-scale satellite images, Deep learning, Rational Polynomial Coefficients.

Citation:

Ghourkhanehchi Zirak, A. H., Sedaghat, A., Mohammadi, N., Ahmadian, N., Evaluation of the Deep Learning-Based Sat-MVSF Algorithm in DSM Extraction from High Resolution Satellite Images, *Iran J Remote Sens GIS*, 18(1): 143-178.

* Corresponding Author: a.sedaghat@tabrizu.ac.ir
DOI: <https://doi.org/10.48308/gisj.2025.235883.1220>

Received: 2024.06.03

Accepted: 2025.05.17





ارزیابی الگوریتم مبتنی بر یادگیری عمیق Sat-MVSF در تولید مدل رقومی سطح از تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی بالا

امیر حسین قورخانه‌چی زیرک، امین صداقت*¹⁵، نازیلا محمدی، نیما احمدیان

سمت

گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

چکیده

استخراج اطلاعات مکانی سه‌بعدی از سطح زمین، با بهره‌گیری از داده‌های سنجش از دور و فوتوگرامتری، یکی از موضوعات محوری و پرکاربرد در حوزه علوم زمین محسوب می‌شود که در سال‌های اخیر، توجه بسیاری از پژوهشگران را به خود جلب کرده است. یکی از مهم‌ترین محصولات حاصل از این داده‌ها مدل رقومی سطح (DSM) است که علاوه بر مدل ارتفاعی زمین (DEM)، تمامی عوارض طبیعی و ساخت بشر نظیر پوشش‌های گیاهی، درختان، ساختمان‌ها و سایر سازه‌های انسانی را نیز شامل می‌شود. استخراج DSM نقش مهمی در کاربردهای گوناگون، از جمله طراحی شهری، شناسایی و استخراج ساختمان‌ها، مدیریت بحران، مدل‌سازی سه‌بعدی و پایش تغییرات ایفا می‌کند. در سال‌های اخیر، پیشرفت چشمگیر در حوزه یادگیری عمیق در فرایند استخراج اطلاعات سه‌بعدی بر مبنای داده‌های سنجش از دور تأثیر درخور توجهی داشته است. روش‌های معمول بازسازی سه‌بعدی با چالش‌هایی همچون مدیریت حجم انبوه داده‌ها، پیچیدگی در استخراج ویژگی‌ها و دشواری در دستیابی به جزئیات دقیق روبرو هستند. در این راستا، بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی عمیق برای استخراج ویژگی‌های پیچیده از تصاویر چندمنظری، زمینه‌ساز تحول در این حوزه شده است. یکی از الگوریتم‌های نوین مبتنی بر یادگیری عمیق که به‌تازگی توسعه یافته است، Sat-MVSF نام دارد. این الگوریتم با هدف استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری طراحی شده است و تمامی مراحل، از پیش‌پردازش تصاویر تا تولید نهایی DSM را بر مبنای یادگیری عمیق انجام می‌دهد. با توجه به محدودیت داده‌های آموزشی و همچنین ادعای نویسندگان مبنی بر امکان تعمیم گسترده وزن‌های آموزش‌دیده، هدف این پژوهش ارزیابی عملکرد الگوریتم Sat-MVSF در تولید مدل رقومی سطح، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی بالاست. نوآوری این تحقیق شامل این موارد است: (۱) آماده‌سازی سه دسته‌داده ماهواره‌ای از سنجنده WorldView-3 و دو دسته‌داده ماهواره‌ای از سنجنده ZY3-2، به‌منظور تصحیح ضرایب RPC با استفاده از سرشکنی بلوک تصاویر، برای هر دسته از داده‌ها و تهیه DSM مرجع از ابر نقاط لیدار؛ (۲) استخراج DSM با استفاده از الگوریتم یادگیری عمیق Sat-MVSF، برای تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری WorldView-3 و ZY3-2 و ارزیابی و مقایسه آن با DSM استخراج‌شده، با استفاده از الگوریتم‌های S2P و SS-DSM و نرم‌افزارهای تجاری CATALYST و ERDAS IMAGINE. به‌منظور ارزیابی دقیق‌تر، عملکرد تمامی الگوریتم‌ها در سه نوع منطقه، شامل (۱) مناطق غیرساختمانی، (۲) مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط و (۳) مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد تحلیل شده است. داده‌های به‌کاررفته شامل پنج مجموعه‌تصویر ماهواره‌ای اند (سه مجموعه‌داده WorldView-3 و دو مجموعه‌داده ZY3-2) که هر یک سه تصویر پوشش‌دار را در برمی‌گیرد. براساس نتایج به‌دست‌آمده، الگوریتم Sat-MVSF در مقایسه با بسیاری از الگوریتم‌ها و نرم‌افزارهای تجاری، عملکرد مطلوب‌تری در استخراج DSM دربر داشته است. در تصاویر WorldView-3، این الگوریتم با میانگین دقت ارتفاعی ۱/۱ متر و کامل‌بودن ارتفاعی ۸۷٪ بر الگوریتم SS-DSM و نرم‌افزارهای تجاری برتری دارد. از سوی دیگر الگوریتم S2P با استخراج DSM با میانگین دقت ارتفاعی ۱ متر، از لحاظ دقت ارتفاعی، عملکردی بهتر از الگوریتم Sat-MVSF دارد. باین‌حال عملکرد الگوریتم S2P در مجموعه‌داده WorldView-3، با توجه به کامل‌بودن ارتفاعی پایین آن، بسیار وابسته به منطقه مطالعاتی است. در داده‌های ZY3-2 عملکرد الگوریتم Sat-MVSF با دقت‌های ارتفاعی ۲/۴۳ و ۳/۲۷ متر، نتایج مورد قبولی داشته است. دقیق‌تر آنکه، در دو مجموعه‌داده WorldView-3، الگوریتم S2P با کامل‌بودن ۹۰/۱۶٪ و دقت‌های ۰/۹۴ و ۱/۱ متر، بهترین عملکرد را داشته است. در مجموعه سوم، الگوریتم Sat-MVSF با کامل‌بودن ۸۳٪ و دقت ۱/۰۴ متر، از سایر الگوریتم‌ها پیشی گرفته است. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم S2P در مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد در دسته‌داده اول، دوم و سوم، به‌ترتیب، با ۱۰/۳، ۱/۱۴ و ۰/۸۸ متر و نرم‌افزار CATALYST در مناطق غیرساختمانی در دسته‌داده‌های اول، دوم و سوم، به‌ترتیب، با مقدار ۰/۷۱ و ۱/۱۲ و ۰/۶۸ متر، در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها، بهترین عملکرد را از لحاظ دقت ارتفاعی دارند. به‌طور کلی، مطابق نتایج، نرم‌افزارهای تجاری CATALYST و ERDAS IMAGINE در مناطق ساختمان دارای اختلاف ارتفاعی، خطای ارتفاعی بیشتری به‌نسبت الگوریتم‌های Sat-MVSF و S2P دارند زیرا این نرم‌افزارها از روش‌های درون‌یابی برای پرکردن گپ‌ها استفاده می‌کنند که سبب کاهش دقت در مناطق ساختمانی دارای اختلاف ارتفاع می‌شود. باید توجه داشت که در محاسبه معیارهای ارزیابی دقت ارتفاعی و کامل‌بودن ارتفاعی، اگر حد آستانه ارتفاعی عددی بزرگ در نظر گرفته شود، خطا بالا می‌رود؛ یعنی پیکسل‌های با خطای ارتفاعی زیاد به‌منزله پیکسل‌های صحیح در نظر گرفته می‌شوند و هم معیار دقت ارتفاعی و هم کامل‌بودن ارتفاعی به‌صورت خوش‌بینانه مقداری بالا خواهند داشت. در حد آستانه ارتفاعی اندک، هر دو معیار به همین صورت مقداری پایین خواهند داشت. در واقع، الگوریتمی بهتر عمل می‌کند که در عین داشتن دقت ارتفاعی کمتر، معیار کامل‌بودن بیشتری داشته باشد. از این‌رو در این تحقیق، تأثیر حد آستانه ارتفاعی در ارزیابی و محاسبه معیار دقت ارتفاعی و کامل‌بودن نیز بررسی شد. بر این اساس، آستانه‌هایی بین ۱ تا ۶ متر به کار رفت و نتایج نشان دادند که در بازه ۲/۵ تا ۶ متر (یعنی حدود چهاربرابر تفکیک مکانی DSM)، دقت الگوریتم‌های Sat-MVSF و S2P بهتر از نرم‌افزارهای تجاری است. همچنین، با کاهش آستانه از ۶ به ۳ متر، در معیارهای دقت و کامل‌بودن در نرم‌افزارهای CATALYST و ERDAS IMAGINE و کاهشی چشمگیر مشاهده شد. این نکته نیز از روش‌های درون‌یابی این نرم‌افزارها ناشی می‌شود که برآوردهای خوش‌بینانه در آستانه‌های بالا و کاهش دقت در آستانه‌های پایین را در پی دارند. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که الگوریتم Sat-MVSF به‌ویژه در شرایطی که داده‌های با حد تفکیک مکانی بالا در دسترس باشد، قادر است DSM‌هایی با دقت و کامل‌بودن مناسب تولید کند. در مقایسه با نرم‌افزارهای تجاری و الگوریتم‌های سنتی، این الگوریتم در بسیاری موارد عملکرد بهتری دارد و می‌تواند به‌منزله روشی کارآمد، برای استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری مطرح شود.

واژگان کلیدی: بازسازی سه‌بعدی، استخراج مدل رقومی سطح، تصاویر ماهواره‌ای بزرگ‌مقیاس، یادگیری عمیق.

استناد:

قورخانه‌چی زیرک، ا. ح.، صداقت، ا. محمدی، ن.، احمدیان، ن.، ارزیابی الگوریتم مبتنی بر یادگیری عمیق Sat-MVSF در تولید مدل رقومی سطح از تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی بالا، نشریه سنجش از دور و GIS ایران، سال ۱۸، شماره ۱، بهار ۱۴۰۵: ۱۴۰۵-۱۴۳۱.

دریافت: ۱۴۰۳/۰۳/۱۴

پذیرش: ۱۴۰۴/۰۲/۲۷

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: a.sedaghat@tabrizu.ac.ir

شناسه دیجیتال مقالات: https://doi.org/10.48308/gisj.2025.235883.1220



Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/.

۱- مقدمه

توابع گویا، ضرایب RPC^۲ نامیده می‌شوند. لازم است اشاره شود ضرایب RPC که در اختیار کاربران قرار می‌گیرد، اغلب به دلیل خطای موجود در پارامترهای توجیه دورانی و انتقالی ماهواره‌ها، ناشی از خطای زمانی گیرنده و اغتشاشات مداری ماهواره، دارای خطای سیستماتیک‌اند. تصحیح خطای سیستماتیک ضرایب RPC طی فرایند ویژه‌ای با نام سرشکنی بلوک تصاویر و با استفاده از مجموعه‌ای از نقاط کنترل زمینی، نقاط گرهی و مدل‌های تبدیل دوبعدی، نظیر افاین، انجام می‌شود (Marí et al., 2019).

مرحله سوم تولید DSM تناظریابی متراکم است. برای افزایش سرعت و میزان اطمینان تناظریابی متراکم در تصاویر معمولی، اغلب هر جفت تصویر ورودی به صورت تصاویر نرمال تصحیح می‌شود که این کار با نام فرایند تصحیح استریو^۴ یا تصحیح اپی‌پلار^۵ نیز شناخته می‌شود. در این فرایند، خطوط تصویری با استفاده از پارامترهای توجیه تصاویر و مدل تبدیل پروژکتیو، با یکدیگر موازی می‌شوند و در امتداد سطرهای تصویر قرار می‌گیرند. با توجه به اینکه تصاویر ماهواره‌ای به صورت آرایه خطی برداشت می‌شوند، هندسه اپی‌پلار آن‌ها به صورت منحنی است و تصحیح استریوی آن‌ها با تصاویر هندسه فریم معمولی تفاوت دارد (Habib et al., 2005). برای تصحیح استریوی تصاویر ماهواره‌ای، روش‌هایی همچون تقریب مدل افاین (Morgan et al., 2006) و نمونه‌برداری مجدد اپی‌پلار چندجمله‌ای (Oh et al., 2010) توسعه یافته‌اند.

پس از تصحیح استریو و تولید تصاویر نرمال، فرایند تناظریابی متراکم انجام می‌شود. در این فرایند، مطابقت میان تصاویر به صورت متراکم (معمولاً پیکسل‌به‌پیکسل) تعیین می‌شود. الگوریتم‌های تناظریابی به دو صورت

مدل رقومی سطح (DSM)^۱ یکی از پرکاربردترین محصولات فتوگرامتری و سنجش از دور است که در کاربردهای گوناگونی همچون طراحی شهری، استخراج ساختمان، مدیریت بحران، مدل‌سازی سه‌بعدی و آشکارسازی تغییرات کاربرد دارد. امروزه با توجه به پیشرفت‌های اخیر در سنجنده‌ها، تصاویر ماهواره‌ای دارای حد تفکیک مکانی بالا در اختیار کاربران قرار می‌گیرد که با توجه به پوشش وسیع و مشترک بین این تصاویر، از طریق آن‌ها می‌توان فرایند استخراج و مدل‌سازی سه‌بعدی را با دقت بالایی انجام داد (Marí et al., 2019). به طور کلی، مراحل اصلی استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای شامل پنج مرحله است: (۱) پیش‌پردازش (تصاویر؛ ۲) مدل‌سازی هندسی؛ (۳) تناظریابی متراکم؛ (۴) تقاطع فضایی برای تولید ابر نقاط سه‌بعدی؛ (۵) مثلث‌بندی و درون‌یابی ارتفاعی برای تولید DSM نهایی از ابر نقاط. در مرحله پیش‌پردازش تصاویر به منظور بهبود شرایط روشنایی آن‌ها، ابتدا با الگوریتم‌هایی همچون تطبیق هیستوگرام، کنتراست تصاویر بهبود می‌یابد و سپس تصاویر مناسب برای استخراج DSM، با توجه به پارامترهایی مانند میزان پوشش و زاویه تقاطع، انتخاب می‌شوند (Shariat et al., 2008).

در مرحله دوم، برای مدل‌سازی هندسی تصاویر، باید بین فضای تصاویر و فضای زمین ارتباط برقرار شود. این فرایند با استفاده از دو مدل فیزیکی و غیرفیزیکی انجام‌پذیر است (Poli & Toutin, 2012). مدل‌سازی هندسی تصاویر با استفاده از مدل فیزیکی براساس شرط هم‌خطی انجام می‌شود و به پارامترهای توجیه خارجی تصاویر نیازمند است که در بیشتر موارد، در اختیار کاربران قرار نمی‌گیرد. بر این اساس، برای برقراری ارتباط بین فضای تصویر و فضای زمین، اغلب مدل غیرفیزیکی به کار می‌رود (Kim & Jeong, 2011). متداول‌ترین مدل غیرفیزیکی مدل توابع گویا (RFM)^۲ است که از نسبت دو چندجمله‌ای درجه سه تشکیل شده است (Tao & Hu, 2001). ضرایب چندجمله‌ای‌های سه‌بعدی، در مدل

1. Digital Surface Model
2. Rational Function Model
3. Rational Polynomial Coefficients
4. Stereo Rectification
5. Epipolar Rectification

DSM در تصاویر ماهواره‌ای مطرح شده‌اند. دلیل نخست تفاوت هندسه تصویربرداری آرایه خطی، در تصاویر ماهواره‌ای با هندسه فریم در بینایی ماشین است که نوع مدل‌سازی هندسی آن‌ها را پیچیده می‌سازد. دلیل دوم ویژگی‌های تصاویر ماهواره‌ای، مانند ابعاد زیاد تصاویر و اختلاف شدید روشنایی و هندسی آن‌ها با یکدیگر است که فرایند تناظریابی متراکم را بسیار پیچیده‌تر می‌کند و دلیل سوم نیز هزینه چشمگیر تهیه مجموعه‌ای بزرگ از داده‌های آموزشی، شامل تصاویر ماهواره‌ای دریافتی از سنجنده‌های گوناگون، به همراه ضرایب RPC تصحیح‌شده و نیز DSM مرجع دقیق به‌منزله داده حقیقت زمینی است.

به‌تازگی الگوریتم جدیدی مبتنی بر یادگیری عمیق، با عنوان Sat-MVSF^۱، برای استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری مطرح شده که تمامی مراحل استخراج DSM در آن، از پیش‌پردازش تصاویر تا تولید DSM نهایی، براساس یادگیری عمیق است (Gao et al., 2023). طبق نظر گائو^۲ و همکاران (۲۰۲۳) و همین‌طور بررسی نویسندگان این مقاله، الگوریتم Sat-MVSF تا به امروز تنها الگوریتمی محسوب می‌شود که فرایند استخراج DSM از ابتدا تا انتها را با استفاده از یادگیری عمیق انجام می‌دهد. الگوریتم Sat-MVSF برای آموزش و ارزیابی از مجموعه‌ای نسبتاً بزرگ از تصاویر ماهواره‌ای سنجنده ZY3-02، از مجموعه داده WHU-TLC^۳ (Gao et al., 2021) استفاده کرده است. هر دسته داده ZY3-02، در این مجموعه داده، از سه تصویر شامل یک تصویر نادیر، یک تصویر جلونگر و یک تصویر عقب‌نگر

ناحیه‌مبنا و عارضه‌مبنا هستند (Eckert & Hollands, 2010). در روش‌های ناحیه‌مبنا، فرایند تناظریابی روی نواحی کوچک در تصاویر پوشش‌دار، با استفاده از یک معیار مشابهت یا اختلاف انجام می‌شود و بیشینه شباهت یا کمینه اختلاف، به‌منزله نواحی متناظر، انتخاب می‌شود. در مقابل، در روش‌های عارضه‌مبنا، عوارض مکانی در هر یک از تصاویر را استخراج می‌کنند و فرایند تناظریابی با مقایسه ویژگی‌های این عوارض انجام می‌شود. روش‌های ناحیه‌مبنا به تغییرات هندسی و رادیومتریکی تصویر حساس‌اند و در مناطق دارای بافت یکنواخت، ضعف دارند اما روش‌های عارضه‌مبنا، در مقابل تغییرات هندسی و رادیومتریکی و نویز، پایدارند (Alobeid et al., 2010).

مرحله پس‌از تناظریابی متراکم عبارت است از انجام دادن تقاطع فضایی با استفاده از ضرایب RPC، برای تولید ابر نقاط سه‌بعدی. سپس و در مرحله آخر، با مثلث‌بندی و درون‌یابی ارتفاعی، DSM نهایی از ابر نقاط سه‌بعدی تهیه می‌شود (Kuschik et al., 2014).

با توجه به پیشرفت علوم داده در سال‌های اخیر و به‌ویژه مدل‌های یادگیری عمیق، این روش‌ها کاربرد فراوانی در سنجش از دور دارند (Ahmadian et al., 2024). روش‌های یادگیری عمیق امکان استخراج خودکار ویژگی از تصاویر ماهواره‌ای را دارند که در بسیاری از فرایندها، در صورت آموزش مناسب، دقتی بهتر از روش‌های کلاسیک به دست می‌دهند (Laga et al., 2022). روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق، برای تناظریابی متراکم و تولید DSM در تصاویر معمولی در بینایی ماشین به کار رفته است که برای نمونه، می‌توان به الگوریتم‌های GA-Net^۱ (Zhang et al., 2019)، GC-Net^۲ (Kendall et al., 2017)، GWC-Net^۳ (Guo et al., 2019)، HSM-Net^۴ (Yang et al., 2019)، و Net^۵ (Chang & Chen, 2018) اشاره کرد.

به سه دلیل اصلی که ناشی از تفاوت‌های تصاویر ماهواره‌ای با تصاویر معمولی است، تا به امروز الگوریتم‌های یادگیری عمیق بسیار اندکی برای استخراج

1. Guided Aggregation Net for End-to-End Stereo Matching
2. Geometry and Context Network
3. Group-wise Correlation Stereo Network
4. Hierarchical Deep Stereo Matching Network
5. Pyramid Stereo Matching Network
6. Multi-View Stereo Reconstruction Framework for Satellite Images
7. Gao
8. Wuhan University-Three-Line Camera Dataset

چندمنظری، عوامل مهمی تأثیرگذارند. یکی از مهم‌ترین عوامل، زاویه تقاطع و طول خط‌مبنای^۴ بین تصاویر است که در دقت ارتفاعی DSM مستخرج نقشی محوری دارد (Gong & Fritsch, 2019). درباره استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای، تا کنون تحقیقات گسترده‌ای انجام شده و نخستین آن‌ها پژوهش توتین^۵ و همکاران (۲۰۰۱) درباره استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای IKONOS است؛ در این پژوهش، مدل رقومی سطح برای مناطق گوناگون با دقت ارتفاعی ۱ تا ۴ متر استخراج شد. به‌طور کلی، روش‌های استخراج مدل رقومی سطح از تصاویر ماهواره‌ای را می‌توان در دو گروه روش‌های کلاسیک و روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق قرار داد که در ادامه، بررسی می‌شوند.

۲-۱- روش‌های کلاسیک

در تمامی روش‌های کلاسیک، سه فرایند اصلی مدل‌سازی هندسی، تناظریابی متراکم و تقاطع فضایی، برای تولید مدل رقومی سطح انجام می‌شود. یکی از معروف‌ترین روش‌های کلاسیک تناظریابی متراکم که در استخراج DSM به کار می‌رود، الگوریتم SGM^۶ است (Hirschmuller, 2008). این الگوریتم روش تناظریابی پیکسل‌مبنایی است که با محاسبه معیار MI^۷ و ترکیبی از قیدهای دوبعدی و تک‌بعدی تصویر اختلاف^۸ تخمین زده می‌شود.

جانگ^۹ و همکاران (۲۰۰۸) فرایند استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی بالا را برای دستیابی به جزئیات بالا، با استفاده از الگوریتم‌های استخراج و تناظریابی نقاط و لبه‌ها، انجام دادند. در این روش، ابتدا نقاط و لبه‌ها استخراج شد و سپس فرایند تناظریابی، با استفاده از نقاط استخراج‌شده، صورت

تشکیل شده است. اندازه پیکسل زمینی، در تصویر نادیر، برابر با ۲/۱ متر و در تصاویر جلونگر و عقب‌نگر، ۲/۵ متر است. طبق دیدگاه گائو و همکاران (۲۰۲۳)، باینکه برای فرایند آموزش الگوریتم Sat-MVSF از تصاویر ZY3-02 استفاده شده است، این الگوریتم امکان به‌کاررفتن در دیگر تصاویر ماهواره‌ای دارای حد تفکیک مکانی بیشتر را نیز دارد.

هدف از این تحقیق اجرا و ارزیابی عملکرد الگوریتم Sat-MVSF، برای استخراج DSM در تصاویر ماهواره‌ای دارای حد تفکیک مکانی بالا و مقایسه آن با دیگر الگوریتم‌های مطرح و نرم‌افزارهای تجاری در دسترس، در حوزه فتوگرامتری و سنجش از دور است. به‌طور کلی، نوآوری‌های اصلی این پژوهش را می‌توان این‌گونه بیان کرد:

- آماده‌سازی سه دسته‌داده ماهواره‌ای از سنجنده Worldview-3 و دو دسته‌داده ماهواره‌ای از سنجنده ZY3-2 که هر یک شامل سه تصویر پوشش‌دار است. برای تصاویر هر دسته‌داده، ضرایب RPC با استفاده از سرشکنی بلوک تصاویر، تصحیح شده و DSM مرجعی، مستخرج از ابر نقاط لیدار^۱ به‌منزله داده حقیقت زمینی، تهیه شده است.
- اجرای الگوریتم Sat-MVSF برای استخراج DSM در تصاویر Worldview-3 و ZY3-2 و ارزیابی کامل نتایج آن، در مقایسه با روش‌های رایج استخراج DSM که شامل الگوریتم‌های SS-DSM^۲ (Serati et al., 2022) و S2P^۳ (de Franchis et al., 2014) و نرم‌افزارهای تجاری ERDAS IMAGINE (ERDAS IMAGINE, 2014) و CATALYST (Catalyst Professional, 2021) است.

۲- تحقیقات پیشین

با ظهور سنجنده‌هایی همچون IKONOS که تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری با حد تفکیک مکانی بالا را در اختیار ما قرار می‌دهند، امکان استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای فراهم شده است (Grodecki & Dial, 2001). در فرایند استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای

1. LiDAR
2. Structural Similarity Based DSM Extraction
3. Satellite Stereo Pipeline
4. Base Line
5. Toutin
6. Semi Global Matching
7. Mutual Information
8. Disparity Map
1. Zhang

استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری، همچون تناظریابی متراکم، استخراج ویژگی و حذف نویز ابر نقاط سه‌بعدی، به کار رفته است.

جنگ^{۱۰} و همکاران (۲۰۲۴) الگوریتمی مبتنی بر یادگیری عمیق را برای پوشش نقاط ضعف فرایند تولید تصاویر اختلاف از تصاویر ماهواره‌ای، برای تولید DSM توسعه داده‌اند. در این روش، ابتدا تصاویر ماهواره‌ای به ابعاد کوچک‌تر تقسیم شده و سپس فرایند تولید تصاویر اختلاف، براساس شبکه یادگیری عمیق HF2Net^{۱۱}، انجام شده است. این شبکه از تابع هزینه و الگوریتم استخراج ویژگی چندمقیاسه استفاده کرده است که به دلیل جداسازی ویژگی‌های ساختاری و بافتی، تصاویر اختلاف بهتری تولید می‌کند. در نهایت، DSM نهایی از ترکیب DSM‌های حاصل از تصاویر تقسیم‌بندی شده حاصل می‌شود. آلبانون^{۱۲} و چینگ (۲۰۲۲) مدل‌های یادگیری عمیق GC-Net، PSMNet و LEAStereo^{۱۳} را صرفاً برای تناظریابی متراکم از تصاویر ماهواره‌ای به کار بردند و نتایج این کار را با الگوریتم SGM مقایسه کرده‌اند. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که پایداری روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق در برابر تغییرات هندسی و دقت هندسی آن‌ها بیشتر از روش SGM است. استاکر و شیندلر^{۱۴} (۲۰۲۲)، با هدف بهبود دقت و حذف نویز در DSM استخراج شده از تصاویر ماهواره‌ای، الگوریتم ResDepth^{۱۵} را توسعه دادند. در این پژوهش، با توجه به پیچیدگی شرایط تصویربرداری ماهواره‌ای که سبب ایجاد

گرفت و DSM اولیه به دست آمد. سپس با استفاده از تناظریابی لبه‌ها، DSM نهایی تولید و با DSM حاصل از داده لیدار مقایسه شد. در تحقیقی دیگر، چینگ^۱ و همکاران (۲۰۱۹) فرایند استخراج DSM از تصاویر هوایی و ماهواره‌ای را با تناظریابی خطوط برای تصحیح تصاویر اختلاف، انجام دادند. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد کیفیت DSM نهایی در لبه‌ها بهتر از DSM حاصل از الگوریتم SGM است. اکرت و هالندز^۲ (۲۰۱۰)، با استفاده از چهار نرم‌افزار، DSM را از تصاویر استریوی IKONOS متعلق به مناطق شهری استخراج و بررسی و با یکدیگر مقایسه کردند. این چهار نرم‌افزار LPS^۳، ENVI، PCI Geomatica و RSG^۴ بوده‌اند. طبق نتایج تحقیق آن‌ها، با توجه به انواع عوارض و ساختمان‌های موجود در تصاویر، استفاده از نرم‌افزارهای گوناگون نتایج متفاوتی دربردارد. گنگ و فریچ^۵ (۲۰۱۹)، برای استخراج DSM، ابتدا تصاویر مناسب براساس زاویه دید و زمان دریافت را انتخاب و جفت تصاویر اپی‌پلار را تولید کردند. پس از تناظریابی با الگوریتم tSGM^۶ و مثلث‌بندی نیز، ابر نقاط سه‌بعدی را ایجاد کردند. در نهایت، برای ترکیب DSM‌های استخراج شده و تولید DSM نهایی، فیلتر میانه را به کار بردند. صراطی^۷ و همکاران (۲۰۲۲) الگوریتمی به نام SS-DSM را مطرح کردند که از توصیفگر HOPC^۸ و الگوریتم SIFT-Flow^۹، برای تناظریابی متراکم بین تصاویر و تولید DSM، استفاده می‌کند. به دلیل به کار بردن توصیفگر HOPC برای مقابله با تغییرات روشنایی و توسعه روشی خودکار به منظور استخراج نقاط گرهی به صورت یکنواخت با هدف تصحیح ضرایب RPC، DSM‌های حاصل از این روش نتایج خوبی در تصاویر ماهواره‌ای WorldView-3 داشته است.

۲-۲- روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق

در سالیان اخیر، با توجه پیشرفت علوم داده، شبکه‌های یادگیری عمیق در زمینه پردازش تصاویر و استخراج ویژگی به صورت خودکار، عملکرد مطلوبی داشته‌اند. روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق در مراحل گوناگون

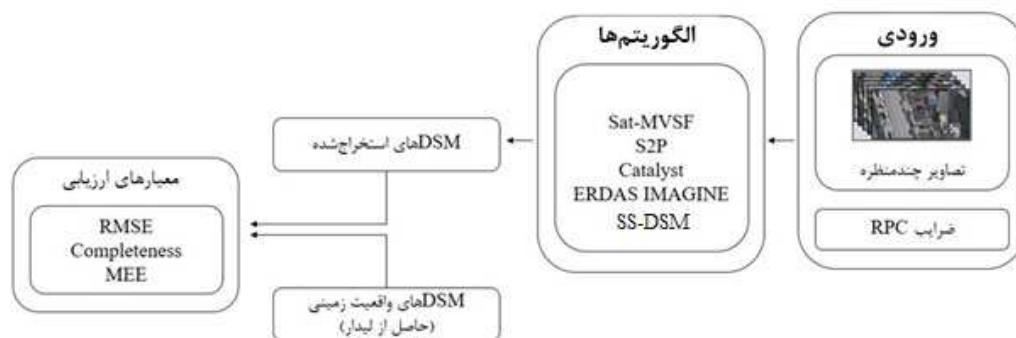
1. Qin
2. Eckert & Hollands
3. Leica Photogrammetry Suite
4. Remote Sensing Software Graz
5. Gong & Fritsc
6. Tube-Based Semi Global Matching
7. Serati
8. Histogram of Orientated Phase Congruency
9. Scale-Invariant Feature Transform
10. Zheng
11. Hybrid Feature Fusion Network
12. Albanwan
13. Hierarchical Neural Architecture Search
14. Stucker & Schindler
15. A Deep Residual Prior for 3D Reconstruction from High-Resolution Satellite Images

سه‌بعدی) براساس مدل‌های یادگیری عمیق انجام شده است. در این الگوریتم، تصحیح هندسی و رادیومتریکی در مرحله پیش‌پردازش انجام می‌شود و استخراج ویژگی و تناظریابی متراکم، به‌منظور ایجاد نقشه‌های ارتفاعی، با یادگیری عمیق به کار می‌رود. در نهایت، DSM نهایی پس از حذف نویز تولید می‌شود.

۳- روش تحقیق

مطابق شکل ۱، هدف از این تحقیق استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری با حد تفکیک مکانی بالا، با استفاده از مدل یادگیری عمیق Sat-MVSF و مقایسه عملکرد آن با الگوریتم‌های کلاسیک S2P و SS-DSM و نرم‌افزارهای تجاری ERDAS IMAGINE و CATALYST است. همچنین در این پژوهش به‌منظور ارزیابی دقیق‌تر مدل‌های رقومی تولیدشده، با استفاده از داده‌های لیدار، صحت ضرایب RPC تصاویر ورودی درمورد عوارض مشخص و تمایزپذیر، محاسبه و تحلیل شد. محققان مزایا و معایب هریک از روش‌های ذکرشده را بررسی و نتایج آن‌ها را با یکدیگر مقایسه کرده‌اند. مجموعه داده مورد استفاده در این تحقیق نیز، در ادامه، معرفی می‌شود.

نویز در تناظریابی متراکم شده، در نهایت، دقت DSM نهایی کاهش یافته است. الگوریتم مبتنی بر یادگیری عمیق ResDepth، با یادگیری ویژگی‌های هندسی از تصاویر، در مرحله تناظریابی متراکم نویزها را حذف می‌کند و موجب بهبود کمی و کیفی DSM نهایی می‌شود. امینی امیرکلانی و عارفی^۱ (۲۰۱۹)، با استفاده از مدل یادگیری عمیق، امکان استخراج DSM را از تک‌تصویر ماهواره‌ای، با حد تفکیک مکانی بالا بررسی کردند. آن‌ها از شبکه عصبی کانولوشنی (CNN)^۲، دارای ساختار رمزگذار- رمزگشا^۳، برای استخراج ویژگی بهره بردند. این الگوریتم با افزودن عوارض غیرزمینی به همراه اطلاعات ارتفاعی به مدل رقومی ارتفاعی SRTM^۴، با وضوح سی متر، DSM نهایی را تولید می‌کند. ارزیابی الگوریتم با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و DSM‌های متناظر نشان داد که مقدار دقت ارتفاعی، برای DSM‌های نهایی، به‌طور متوسط ۴/۶۲۵ متر به دست آمد. طبق نظر گائو و همکاران (۲۰۲۳)، الگوریتم Sat-MVSF تا به امروز فقط الگوریتم کامل یادگیری عمیق استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای بوده که تمامی مراحل آن (از پیش‌پردازش تا تولید DSM نهایی از ابر نقاط



شکل ۱. ساختار کلی تحقیق

1. Amini Amirkolae & Arefi
2. Convolutional Neural Network
3. Encoder-Decoder
4. Shuttle Radar Topography Mission

۳-۱- مجموعه داده

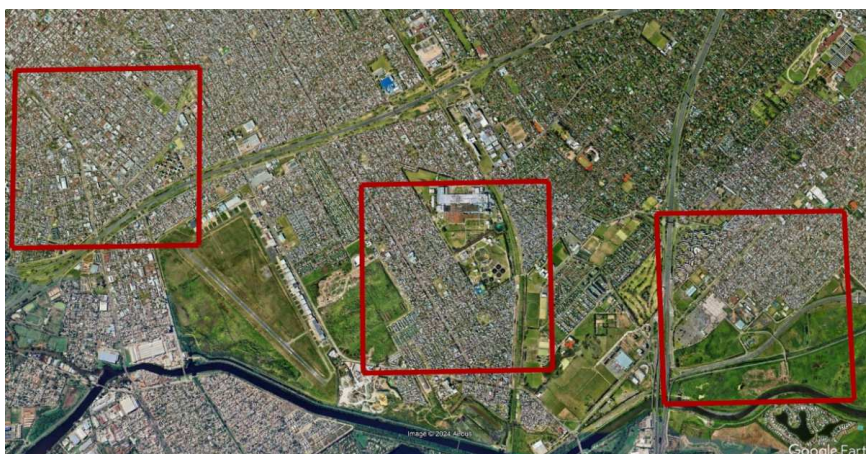
مجموعه داده به کاررفته در این تحقیق شامل سه دسته داده ماهواره‌ای از سنجنده WorldView-3 و دو دسته داده ماهواره‌ای از سنجنده ZY3-2 می‌شود. داده ماهواره‌ای از سنجنده WorldView-3 دارای حد تفکیک مکانی ۳۰ سانتی‌متر است که از مجموعه داده MVS-Benchmark انتخاب و آماده‌سازی شده است (Bosch et al., 2016). مجموعه تصاویر ماهواره‌ای از سنجنده ZY3-2 از مجموعه داده WHU-TLC انتخاب و آماده‌سازی شده است که هر مجموعه داده شامل یک تصویر عقب‌نگر و یک تصویر جلونگر، با حد تفکیک مکانی ۲/۷ متر و نیز یک تصویر نمای نادیر، با حد تفکیک مکانی ۲/۱ متر می‌شود.

۱-۱-۳- مجموعه داده WorldView-3

هر دسته داده از این مجموعه شامل سه تصویر دریافتی از موقعیت و زمان متفاوت است. این مجموعه داده به مناطقی از کشور آرژانتین، با محدوده طول جغرافیایی از $54^{\circ} 33' 54''$ تا $58^{\circ} 35' 59''$ و عرض جغرافیایی از $2^{\circ} 26' 34''$ تا $3^{\circ} 10' 34''$ ، تعلق دارد. مطابق شکل ۲، تصاویر متعلق به مناطق شهری با ساختمان‌های دارای ارتفاع‌های متفاوت، جاده‌ها، درختان و همین‌طور مناطق بایرند که امکان ارزیابی استخراج DSM را برای

مناطق دارای شرایط و ویژگی‌های گوناگون، فراهم می‌کنند. ابعاد این تصاویر 5120×5120 پیکسل است و دارای ضرایب RPC استانداردند. برای هر دسته داده، DSM مرجعی به‌منزله داده حقیقت زمینی، با استفاده از داده لیدار هوایی موجود و به‌کارگیری نرم‌افزار ENVI 5.1، تولید شده است. از آنجاکه ضرایب RPC تصاویر ماهواره‌ای، در حالت خام، دارای خطای سیستماتیک است، برای امکان استخراج DSM دقیق با استفاده از این تصاویر، باید خطای سیستماتیک آن‌ها تصحیح شود. بدین‌منظور ابتدا در هر دسته داده، با استفاده از DSM مرجع، ده نقطه کنترل زمینی در تصاویر انتخاب شد. علاوه بر این با روش صراطی و همکاران (۲۰۲۲)، در هر دسته داده، چندصد نقطه گرهی بسیار دقیق با توزیع مکانی خوب استخراج شد. در ادامه، از نقاط کنترل و گرهی انتخاب‌شده براساس روش فریزر^۱ و همکاران (۲۰۰۶) استفاده شد تا بلوک تصاویر، برای تصحیح ضرایب RPC، سرشکنی شود.

باید اشاره کرد که اختلاف زمانی میان تصاویر به‌کاررفته، در هر دسته داده، بین یک تا دوازده ماه است و این مسئله باعث ایجاد تغییرات نسبتاً شایان توجه در تصاویر و افزایش پیچیدگی فرایند استخراج DSM از آن‌ها می‌شود؛ زیرا فرایند تناظریابی متراکم را سخت‌تر می‌کند.



شکل ۱. محدوده بیانگر مجموعه داده‌های WorldView-3 در نرم‌افزار Google Earth؛ از راست به چپ، به ترتیب: WV3-1، WV3-2، WV3-3

1. Fraser

۳-۱-۲- مجموعه داده ZY3-2

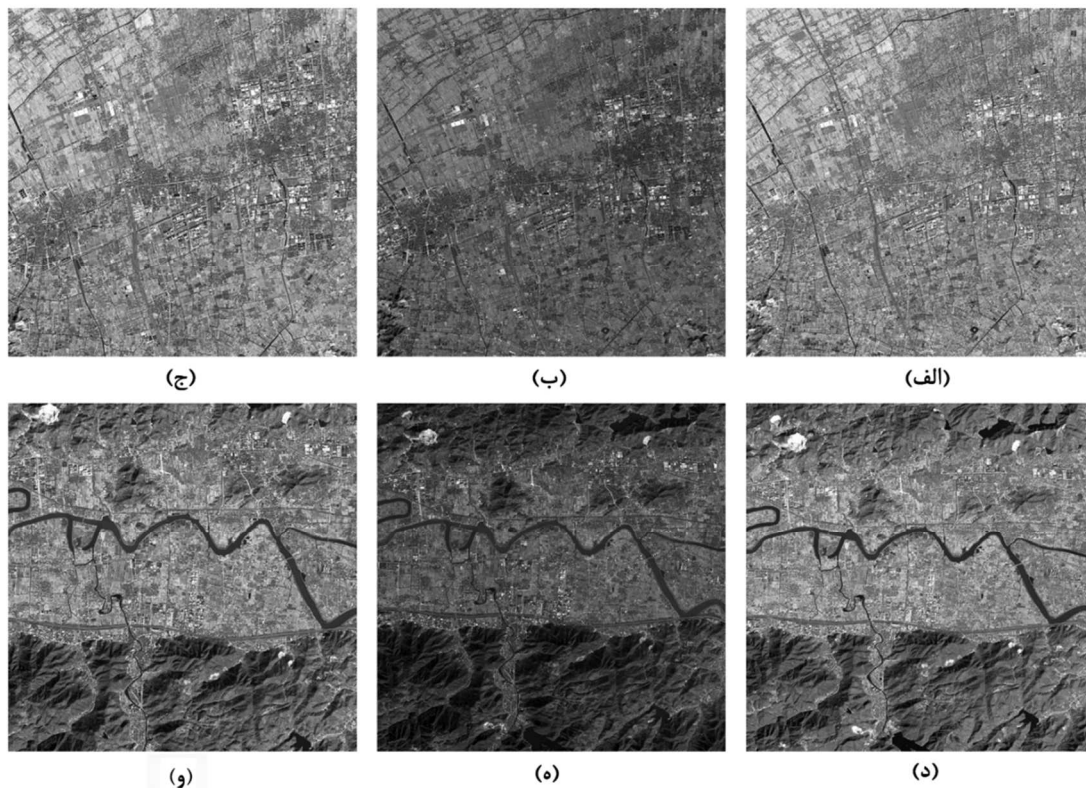
این مجموعه داده جغرافیای متنوعی نظیر مناطق شهری و روستایی را پوشش می‌دهد تا بتواند صحنه‌های گوناگونی را برای آزمون و آموزش، ارائه دهد. این مجموعه، علاوه بر تصاویر ماهواره‌ای، شامل مدل‌های رقومی سطح به‌منزله داده‌های حقیقت زمینی است که با حد تفکیک مکانی پنج متر ذخیره شده‌اند و در ارزیابی دقت روش‌های بازسازی سه‌بعدی کاربرد دارند. مانند مجموعه داده قبلی، این مجموعه داده آماده‌سازی شد و ضرایب RPC تصاویر آن از طریق سرشکنی بلوک تصاویر، با استفاده از برخی نقاط کنترل، تصحیح شد. در شکل ۳، مجموعه تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده نمایش داده شده است.

نکته‌ای اساسی درباره این مجموعه داده آن است که عرضه‌کنندگان ضرایب RPC تصاویر را دست‌کاری کرده‌اند؛ در نتیجه، مناطق موجود در تصاویر با مناطق دارای این موقعیت بر روی زمین یکسان نیست. این

فرایند به‌منظور رعایت مسائل امنیتی انجام شده است تا امکان استفاده از DSM استخراج‌شده با به‌کارگیری این مجموعه داده، برای کاربردهای غیرپژوهشی، وجود نداشته باشد. در نهایت، DSM حقیقت زمینی نیز متناسب با تغییر اعمال‌شده بر ضرایب RPC تصحیح شد تا امکان مقایسه و ارزیابی فراهم باشد.

۳-۲- الگوریتم‌های مورد استفاده برای مقایسه و ارزیابی

در این تحقیق، عملکرد الگوریتم Sat-MVSF در استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری، با حد تفکیک مکانی بالا، ارزیابی و با DSM‌های استخراج‌شده از طریق الگوریتم‌های S2P و SS-DSM و نرم‌افزارهای تجاری CATALYST و ERDAS IMAGINE مقایسه می‌شود. در ادامه، ویژگی‌ها و روش‌های به‌کاررفته در هر یک از این الگوریتم‌ها و نرم‌افزارها، به‌طور مختصر، بیان و بررسی می‌شود.



شکل ۳. مجموعه تصاویر ماهواره‌ای ZY3-2: از (الف) تا (ج)، به‌ترتیب، تصویر ماهواره‌ای عقب‌نگر و نادیر و جلونگر، متعلق به دسته داده ZY3-2-1 و از (د) تا (و)، به‌ترتیب، تصویر ماهواره‌ای عقب‌نگر و نادیر و جلونگر متعلق به دسته داده ZY3-2-2

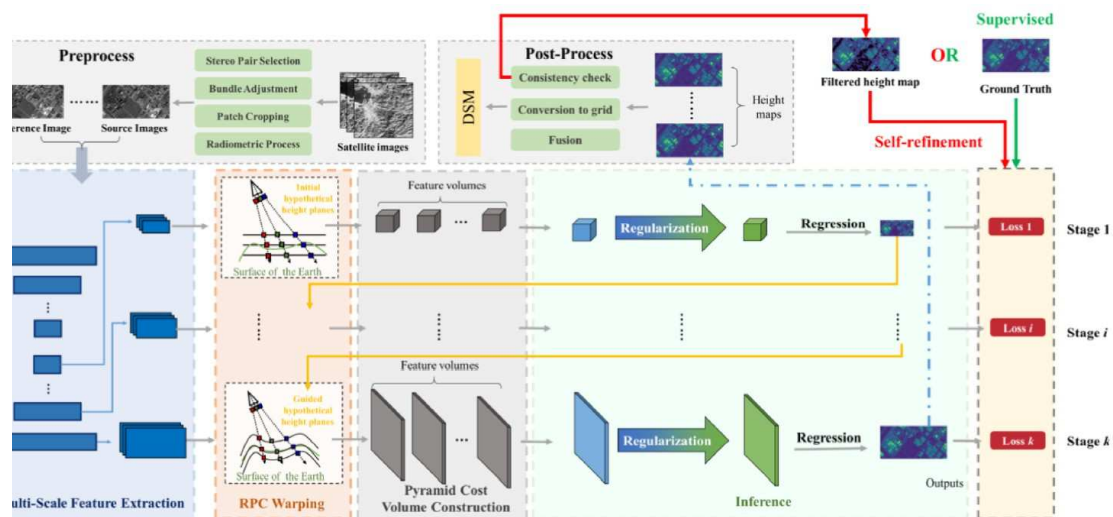
۱) استخراج ویژگی با یادگیری عمیق

در این مرحله، با استفاده از مدل یادگیری عمیق چندمقیاسه‌ای، ویژگی هر تصویر ورودی استخراج می‌شود. در این روش، برای استخراج خودکار سه ویژگی از بخش‌های گوناگون مدل درمورد هر تصویر، شبکه عصبی کانولوشنی چندمقیاسه^۱ به کار می‌رود. طی این فرایند، سه نقشه ویژگی با مقیاس‌های متفاوت، با نام‌های F1 و F2 و F3 تولید می‌شود که ابعاد آن‌ها به ترتیب، ۱/۱۶ و ۱/۴ و به اندازه کامل تصویر ورودی است و ۶۴، ۳۲ و ۸ کانال دارند. این ساختار یک هرم ویژگی چندمقیاسی را تشکیل می‌دهد. هدف از این استخراج سه مرحله‌ای ایجاد نمایشی چندمقیاسی از ویژگی‌هاست تا بتوان هم جزئیات کلی و هم جزئیات دقیق تصاویر را برای بازسازی سه‌بعدی متراکم، ترکیب کرد. این ویژگی‌ها در مرحله بعدی، یعنی ساخت تابع هزینه^۲ هر می^۲، به کار می‌روند که امکان تناظریابی را به صورت تدریجی و از مقیاس کلی به جزئی فراهم می‌کند. این رویکرد برای مدیریت اختلافات ارتفاعی زیاد روی سطح

فرایند اجرای الگوریتم Sat-MVSF در محیط ابری Google Colab Pro، با استفاده از Tesla V100 – SXM2 16GB GPU، به همراه ۲۵ گیگ حافظه دسترسی انجام شده است. اجرای سایر الگوریتم‌ها با استفاده از رایانه‌ای دارای سرعت پردازشی ۳/۲۰ گیگاهرتز و حافظه شازده گیگابایت انجام شده است.

۳-۲-۱- الگوریتم Sat-MVSF

این الگوریتم روشی مبتنی بر یادگیری عمیق برای بازسازی سه‌بعدی تصاویر ماهواره‌ای و استخراج DSM از آن‌هاست. از مزیت‌های این الگوریتم، استخراج ویژگی از تصاویر ماهواره‌ای به صورت خودکار، بدون نیاز به تولید تصاویر اپی‌پلار در فرایند استخراج DSM و امکان پردازش تصاویر ماهواره‌ای به صورت جفت تصویر، سه تصویر و تصاویر چندمنظری است. این الگوریتم تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری و ضرایب RPC را به‌منزله ورودی، دریافت و DSM را به صورت خروجی، تولید می‌کند. الگوریتم Sat-MVSF دارای شش مرحله اصلی است (شکل ۴).

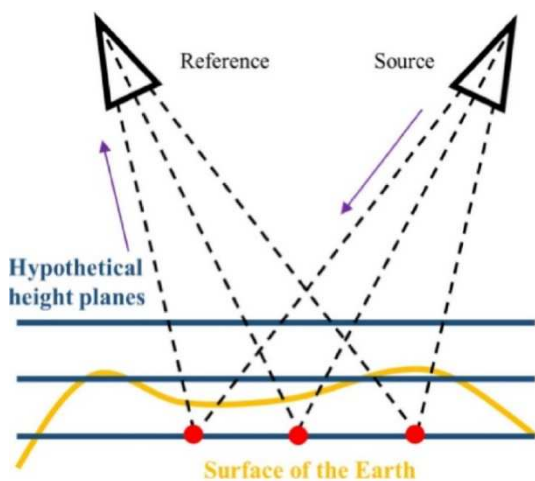


شکل ۴. ساختار الگوریتم Sat-MVSF

منبع: Gao et al., 2023

1. Multi-Scale Convolutional Neural Network
2. Pyramid Cost Volume Construction

الگوریتم، از فرایند ویژه‌ای براساس تابع تبدیل مبتنی بر RPC، به منظور برقراری ارتباط هندسی استفاده می‌شود. این فرایند به این صورت است که ارتباط تصویر مبدأ با تصویر مرجع از طریق مجموعه‌ای از سطوح ارتفاعی موازی فرضی در فضای زمینی برقرار می‌شود. به طور کلی، مطابق شکل ۵، این فرایند سه بخش اصلی را شامل می‌شود: (۱) انتقال تصویر مبدأ به فضای سه‌بعدی، براساس معادلات معکوس RFM؛ (۲) انتقال دوباره آن به تصویر مرجع، براساس معادلات مستقیم RFM؛ (۳) نمونه‌برداری مجدد.



شکل ۵. فرایند برقراری ارتباط هندسی براساس تابع تبدیل

مبتنی بر RPC

منبع: Gao et al., 2023

برای افزایش کارایی محاسباتی، طی فرایند RPC Warping، از فرم مکعبی چهارگانه^۲ (QCF) توسعه یافته‌ای استفاده می‌شود که امکان تبدیل هم‌زمان تمامی پیکسل‌های تصویر از طریق تمامی صفحات ارتفاع فرضی را فراهم می‌کند. این رویکرد، افزون بر افزایش دادن دقت توجیه هندسی تصاویر، کارایی پردازش تصاویر ماهواره‌ای با وضوح بالا را نیز بهبود می‌بخشد. از آنجاکه

زمین ضروری است. علاوه بر این، طراحی مورد اشاره باعث می‌شود ارتفاع پیش‌بینی شده برای هر پیکسل، به صورت تدریجی و در مقیاس‌های متفاوت، اصلاح شود و در نتیجه، هم دقت بازسازی افزایش می‌یابد و هم کارایی محاسباتی بهینه می‌شود.

۲) RPC warping

بخش RPC Warping یکی از مراحل اصلی شبکه Sat-MVSF است که وظیفه برقراری ارتباط هندسی بین تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری در فضای سه‌بعدی را بر عهده دارد. این بخش به منظور رفع چالش‌های هندسی دوربین‌های آرایه خطی طراحی شده است که با مدل دوربین Pinhole مورد استفاده در روش‌های کلاسیک MVS، تفاوت معنایی دارند. این مازول بر مبنای ضرایب RPC توسعه یافته است که امکان بازسازی سه‌بعدی تصاویر ماهواره‌ای را بدون نیاز به تولید تصاویر اپی‌پلار و فقط از طریق نمونه‌برداری مجدد تصاویر، فراهم می‌کند. این فرایند، بر مبنای مدل RFM مستقیم و معکوس، مطابق با روابط (۱) و (۲) است.

$$s = \frac{P_1(X,Y,Z)}{P_2(X,Y,Z)} \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$l = \frac{P_3(X,Y,Z)}{P_4(X,Y,Z)}$$

$$X = \frac{P_5(s,l,Z)}{P_6(s,l,Z)} \quad \text{رابطه (۲)}$$

$$Y = \frac{P_7(s,l,Z)}{P_8(s,l,Z)}$$

در این معادلات، (X, Y, Z) بیانگر مختصات زمینی و (s, l) بیانگر مختصات تصویری نقاط است؛ P_1 تا P_8 نیز نشان‌دهنده چند جمله‌ای‌های سه‌بعدی از درجه سه هستند. معادلات RFM مستقیم، مطابق با رابطه (۱)، برای برقرار ارتباط از فضای زمین به فضای تصویر و معادلات RFM معکوس، مطابق با رابطه (۲)، برای انتقال از فضای تصویر به زمین و انجام دادن عملیات نمونه‌برداری مجدد^۱ به منظور تولید تصویر تصحیح‌یافته در فرایند RPC warping، استفاده می‌شوند. در این

1. Resampling

2. Quaternary Cubic Form

نهایت، مطابق شکل ۳، تصویر مبدأ از طریق صفحات ارتفاع فرضی در فضای شیء، به تصویر مرجع منتقل می‌شود.

۳) ایجاد تابع هزینه هرمی

در الگوریتم Sat-MVSF ابتدا ویژگی‌های هر تصویر، با استفاده از مدل یادگیری عمیق، به صورت جداگانه استخراج می‌شود. سپس ویژگی‌های استخراج شده از هر تصویر، با استفاده از ضرایب RPC، به تصویر مرجع در سطوح ارتفاعی متفاوت انتقال می‌یابد. در ادامه، با ترکیب این ویژگی‌ها که دارای سطوح ارتفاعی متفاوت‌اند، هرم حجم‌های ویژگی^۲ ایجاد می‌شود. این کار برای بهبود وضوح بصری و ساده‌تر کردن فرایند آموزش انجام می‌شود. در نهایت، با ترکیب این هرم حجم‌های ویژگی و محاسبه واریانس مقادیر نقاط متناظر، هرم ویژگی نهایی ایجاد می‌شود.

۴) استنتاج و تولید DSM (Inference)

در این مرحله، نقشه‌های ارتفاعی از سطوح متفاوت هرم ویژگی تولید می‌شود. این بخش دو مرحله اصلی منظم‌سازی^۳ و رگرسیون^۴ را دربرمی‌گیرد. در مرحله منظم‌سازی، با استفاده از شبکه‌های عصبی، اطلاعات درباره ویژگی‌های مجاور با یکدیگر ترکیب می‌شود. در الگوریتم Sat-MVSF از ساختاری رمزگذار- رمزگشا، شامل مدل‌های ConvGRU^۵ (Yao et al., 2019) و U-Net (Ronneberger et al., 2015)، برای استخراج ویژگی و ترکیب اطلاعات هندسی و بافتی در بعد ارتفاع استفاده شده است. در مرحله رگرسیون، با استفاده از عملیات softmax در بعد ارتفاع، احتمالات درمورد ارتفاع هر نقطه از حجم ویژگی نهایی پیش‌بینی می‌شود تا نقشه ارتفاعی نهایی به دست آید.

1. Homogeneous Coordinates
2. Pyramid Cost Volume
3. Regularization
4. Regression
5. Convolutional Variant of the Gated Recurrent Unit

معادلات RPC در فرم مستقیم و معکوس مشابه همدیگرند، صرفاً به انتقال از فضای سه‌بعدی به تصویر مرجع، در فرم تنسور ضرایب، اشاره خواهد شد. این تنسور ضرایب مبتنی بر RPC نشان‌دهنده چندجمله‌ای‌های صورت و مخرج معادلات RPC است.

برای این کار، مکعب چهارعنصری QCF براساس معادلات فرم مستقیم RFM تشکیل می‌شود. می‌توان این چندجمله‌ای‌ها را مطابق معادله‌های زیر بیان کرد؛ در این معادلات، (x_1, x_2, x_3) مختصات سه‌بعدی نرمال، x_4 مقدار یک و a_{ijk} ضرایب چندجمله‌ای کسری‌اند. بردار X نیز مختصات همگن^۱ موقعیت‌های نرمال شده است.

$$X = (x_1, x_2, x_3, x_4) \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$f(x_1, x_2, x_3, x_4) = \sum a_{ijk} x_i x_j x_k \quad (i, j, k \in \{1, 2, 3, 4\}) \quad \text{رابطه (۵)}$$

پس از معادله‌سازی برای بردار X ، به منظور ثبت ضرایب RPC، از تنسور ضرایب استفاده می‌شود که درحقیقت، همان مکعب چهارعنصری QCF است. رابطه بین عنصرهای تنسور $T(i, j, k)$ در موقعیت‌های متفاوت i, j, k و ضرایب چندجمله‌ای‌های کسری به صورت زیر است:

$$T(i, j, k) = \begin{cases} a_{ijk} & i=j=k \\ \frac{a_{ijk}}{3} & i=j \text{ or } j=k \text{ or } i=k \\ \frac{a_{ijk}}{6} & i \neq j \neq k \end{cases} \quad \text{رابطه (۶)}$$

در ادامه، تابع f مطابق رابطه (۶) بازنویسی شد تا رابطه‌های چندجمله‌ای صورت و مخرج در فرم مستقیم معادلات RFM، به صورت برداری با ابعاد $4 \times 4 \times 4$ تنسوری، بیان شود.

$$f(X) = \sum_{i,j,k=1}^4 T^{(i,j,k)} X^{(i)} X^{(j)} X^{(k)} \quad \text{رابطه (۷)}$$

در این معادله، $X^{(i)}$ نماینده جزء i ام از بردار X است. پس از محاسبه ضرایب در صورت و مخرج و ساخت تنسور ضرایب، دسته‌بندی براساس المان‌های تنسور ضرایب انجام می‌شود. در ادامه، به منظور نمونه‌برداری مجدد، از روش درون‌یابی دوخطی متفاوتی استفاده می‌شود. در

۵) تابع ضرر آموزش نظارت‌شده^۱

در مرحله پنجم در الگوریتم Sat-MVSF، در صورت وجود داده واقعی زمینی، فرایند آموزش استخراج نقشه‌های ارتفاعی متعلق به هر مرحله با کمینه‌کردن رابطه (۸) و به صورت زیر انجام می‌شود:

$$L_i = \begin{cases} \sum_{x \in \text{valid}} 0.5(h_{i,x} - \tilde{h}_{i,x})^2 & \text{if } |h_{i,x} - \tilde{h}_{i,x}| < 1 \\ \sum_{x \in \text{valid}} (|h_{i,x} - \tilde{h}_{i,x}| - 0.5) & \text{otherwise} \end{cases}$$

رابطه (۸)

$h_{i,x}$ نشان‌دهنده مقدار پیکسل در نقشه ارتفاعی پیش‌بینی شده و $\tilde{h}_{i,x}$ بیانگر مقدار پیکسل در نقشه ارتفاعی واقعی زمینی است. در نهایت، خطای کلی طبق رابطه (۹) محاسبه می‌شود.

$$\text{Loss} = \sum_{i=1}^N w_i \cdot L_i \quad \text{رابطه (۹)}$$

L_i خطای مربوط به هر مرحله و w_i وزن آن مرحله است که با توجه به مقیاس، تعیین می‌شود.

۶) تولید ابر نقاط از نقشه‌های ارتفاعی و تولید DSM

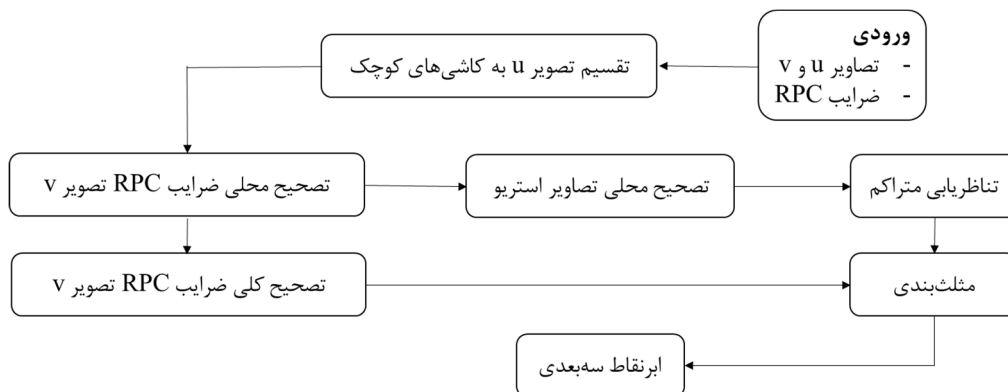
در این مرحله، ابتدا نقشه‌های ارتفاعی به فضای سه‌بعدی انتقال می‌یابد تا ابر نقاط سه‌بعدی، با استفاده از ضرایب RPC، تولید شود. سپس با انتقال عمودی ابر نقاط به

تصویری با سطر و ستون معین، DSM ایجاد می‌شود. برای تعیین مقدار هر پیکسل در این DSM، بیشترین مقدار ارتفاع نقاط درمورد هر پیکسل در نظر گرفته می‌شود. در نهایت، خطاهای موجود در DSMها با الگوریتم MAD^۲ (Leys et al., 2013)، حذف و DSM نهایی، با ترکیب و میانگین‌گیری DSMهای موجود، تولید می‌شود.

۳-۲-۲- الگوریتم S2P

S2P الگوریتمی خودکار برای تولید DSM است (de Franchis et al., 2014). برخلاف الگوریتم Sat-MVSF، این الگوریتم فقط با جفت تصویر و سه تصویر کار می‌کند. ساختار کلی این الگوریتم مطابق شکل ۶ است.

با توجه به اینکه در تصاویر ماهواره‌ای آرایه خطی^۳، خطوط اپی‌پلار به صورت منحنی‌اند، در این الگوریتم، ابتدا تصاویر مورد نظر به بخش‌های کوچکی با نام کاشی تقسیم می‌شوند تا بتوان تصاویر را با استفاده از مدل افاین، تصحیح و تصاویر اپی‌پلار را تولید کرد. برای این کار، نخست با استفاده از نقاط متناظر مجازی تصویری، مدل رقومی ارتفاعی SRTM و ضرایب RPC، ماتریس بنیادی^۴ افاین بین دو تصویر محاسبه می‌شود و براساس



شکل ۶. ساختار کلی الگوریتم S2P

منبع: de Franchis et al., 2014

1. Supervised Training Loss
2. Median Absolute Deviation
3. Pushbroom
4. Fundamental

در نهایت و برای تصحیح ضرایب RPC در سطح کل تصویر، با توجه به توابع تبدیل تصاویر تقسیم‌بندی‌شده، یک تابع تبدیل کلی روی سراسر تصویر اعمال می‌شود تا خطا کمینه شود.

پس از تصحیح نسبی تصاویر استریو، تصویر اختلاف برای هر تصویر تقسیم‌بندی‌شده با استفاده از الگوریتم SGM محاسبه می‌شود. سپس این تصویر اختلاف که نشان‌دهنده نقاط متناظر است، به کار می‌رود تا عملیات مثلث‌بندی، با استفاده از ضرایب RPC تصحیح‌شده، انجام شود و ابر نقاط سه‌بعدی و سپس DSM نهایی به دست آید.

۳-۲-۳- الگوریتم SS-DSM

الگوریتم SS-DSM رویکردی خودکار و نوآورانه را برای استخراج مدل‌های رقومی سطح از تصاویر ماهواره‌ای، با حد تفکیک مکانی بسیار بالا، عرضه کرده است. این الگوریتم از توصیفگر مبتنی بر هیستوگرام HOPC و الگوریتم SIFT-Flow، برای تناظریابی متراکم تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری، بهره می‌برد. فرایند با استخراج نقاط گرهی از تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری آغاز می‌شود. توصیفگر HOPC که پایداری بالایی در برابر تغییرات روشنایی دارد، برای این کار استفاده می‌شود. این توصیفگر ویژگی‌ها را با محاسبه تناسب فاز، تشخیص می‌دهد که به جای تکیه بر مقادیر شدت پیکسل، بر ویژگی‌های ساختاری تصاویر تمرکز می‌کند. این فرایند

آن، دو ماتریس تبدیل هوموگرافی، برای تصحیح و تولید تصاویر اپی‌پلار ایجاد می‌شود. روند کلی تولید تصاویر اپی‌پلار ماهواره‌ای این الگوریتم مطابق جدول ۱ است.

به دلیل خطای زمانی گیرنده‌های GPS^۱ یا INS^۲ نصب‌شده روی سکو و اغتشاش‌های مداری ماهواره، ضرایب RPC دارای خطا هستند؛ با توجه به این نکته، برای تولید تصاویر اپی‌پلار و مثلث‌بندی دقیق، ابتدا باید این ضرایب را تصحیح کرد. رابطه (۱۰) نشان‌دهنده فرمول این خطاست.

$$\text{رابطه (۱۰)} \quad \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d(x'_i, \text{epi}_{uv}^{x_i}(R))$$

در این معادله، u و v دو تصویر ورودی، (x_i, x'_i) مجموعه نقاط متناظر، $\text{epi}_{uv}^{x_i}(R)$ منحنی اپی‌پلار نقطه x_i و d فاصله بین نقطه x'_i و $\text{epi}_{uv}^{x_i}(R)$ براساس پیکسل است. در این روش برای تصحیح نسبی ضرایب RPC، پس از تقسیم تصویر به تصاویر کوچک‌تر، از روشی خودکار استفاده شده است که به نقاط کنترل زمینی نیاز ندارد. برای این کار، یک تابع تبدیل T روی تصاویر تقسیم‌بندی‌شده اعمال می‌شود؛ بدین ترتیب خطای ناشی از ضرایب RPC، که به ایجاد اختلاف بین نقاط متناظر و خطوط اپی‌پلار منجر شده است، تصحیح و رابطه (۱۱) کمینه می‌شود.

$$\text{رابطه (۱۱)} \quad T^* = \arg_T \min \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d(Tx'_i, \text{epi}_{uv}^{x_i}(R))$$

جدول ۱. روند کلی تولید تصاویر اپی‌پلار در الگوریتم S2P

تصحیح افاین تصاویر آرایه خطی به صورت محلی

داده: ضرایب RPC تصاویر ورودی، مختصات ROI زمینی، مدل رقومی ارتفاعی SRTM (اختیاری)

نتیجه: ماتریس‌های تبدیل هوموگرافی H_1 و H_2

مرحله ۱ تخمین محدوده ارتفاعی منطقه مورد نظر با ضرایب RPC و SRTM

مرحله ۲ استخراج نقاط متناظر مجازی

مرحله ۳ محاسبه ماتریس Fundamental با استفاده از نقاط متناظر مجازی

مرحله ۴ محاسبه ماتریس‌های تبدیل هوموگرافی H_1 و H_2 با استفاده از ماتریس Fundamental

منبع: de Franchis et al., 2014

1. Global Navigation System
2. Inertial Navigation System

انتخاب می‌شود. سپس تصاویر مورد نظر بارگذاری و سیستم تصویر انتخاب می‌شود. در ادامه، جفت تصاویر برای استخراج DSM تعیین می‌گردد و تصاویر اپی‌پلار تولید می‌شود. سپس، برای تناظریابی و ایجاد نقشهٔ اختلاف، از الگوریتم SGM موجود در این نرم‌افزار استفاده می‌شود. در نهایت، پس از تعیین حد تفکیک DSM نهایی و روش ادغام DSM‌های تولیدشده از جفت تصاویر موردنظر، DSM نهایی ایجاد می‌شود؛ شایان ذکر است که در این تحقیق، از گزینهٔ Merge استفاده شده است.

۳-۲-۵- نرم‌افزار ERDAS IMAGINE

نرم‌افزار ERDAS IMAGINE یکی از کامل‌ترین نرم‌افزارها در زمینهٔ فتوگرامتری و سنجش از دور است که در بازسازی سه‌بعدی و استخراج DSM کاربرد دارد (ERDAS IMAGINE, 2014). این نرم‌افزار دارای تمامی مراحل مربوط به استخراج DSM و تولید ارتوفتو، همچون توجیه نسبی، توجیه مطلق، تصحیح هندسی، تناظریابی متراکم و مثلث‌بندی است (Wang et al., 2019). برای تولید DSM با استفاده از نرم‌افزار ERDAS IMAGINE، ابتدا یک بلوک براساس توابع گویا و ضرایب RPC، از بخش IMAGINE Photogrammetry، ایجاد می‌شود. سپس سیستم تصویر مورد نظر انتخاب، و تصاویر استریو یا چندمنظری به‌همراه ضرایب RPC بارگذاری می‌شود. پس از آن، فرایند توجیه نسبی و مطلق تصاویر با ضرایب RPC انجام می‌شود. در مرحلهٔ آخر، حد تفکیک مکانی DSM نهایی تعیین و پس از استخراج ابر نقاط از طریق ماژول ATE براساس الگوریتم SGM، فرایند استخراج DSM انجام می‌شود.

۳-۳- معیارهای ارزیابی

همان‌طور که پیش‌تر بیان شد، برای ارزیابی کیفیت عملکرد روش‌های گوناگون، DSM استخراج‌شده با استفاده از این روش‌ها با DSM مرجعی که حاصل از دادهٔ لیدار است، به‌منزلهٔ دادهٔ واقعیت زمینی، مقایسه می‌شود. باید اشاره کرد، با توجه به اینکه DSM مرجع حاصل از

امکان تعیین بهتر مطابقت عوارض در شرایط متفاوت نوری را فراهم می‌کند.

پس از استخراج توصیفگرها، الگوریتم SIFT-Flow برای تناظریابی متراکم آن‌ها و تعیین نقشهٔ اختلاف در تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری به کار می‌رود. SIFT-Flow روشی برای تناظریابی سراسری است که یک تابع انرژی را برای یافتن مطابقت بین پیکسل‌ها در تصاویر، به حداقل می‌رساند. در این شیوه، نرمی و اختلاف و ثبات روشنایی در نظر گرفته می‌شود که با کمینه‌سازی یک تابع انرژی، به تعیین بهترین مناظرها بین پیکسل‌های تصاویر کمک می‌کند. این الگوریتم، علاوه بر در نظر گرفتن معیارهایی همچون پیوستگی مکانی و پایداری روشنایی، مرزهای بین اشیای گوناگون را نیز حفظ می‌کند که به بهبود دقت در فرایند تناظریابی می‌انجامد. در مرحلهٔ بعدی الگوریتم SS-DSM، با استفاده از تقاطع ضرایب RPC، مختصات سه‌بعدی نقاط متناظر در فضای شیء محاسبه می‌شود. در نهایت، با ادغام ابرهای نقطهٔ حاصل از جفت تصاویر متفاوت و اعمال فرایندهای کاهش نویز، از طریق درون‌یابی ارتفاعی، مدل DSM نهایی تولید می‌شود. این فرایند امکان حذف نقاط نامعتبر را فراهم می‌کند و به تولید مدلی با دقت بالا، برای کاربردهای سنجش از دور و فتوگرامتری، منجر می‌شود.

۳-۲-۴- نرم‌افزار CATALYST Professional

نرم‌افزار CATALYST یکی از معروف‌ترین نرم‌افزارهای تجاری در حوزهٔ فتوگرامتری و سنجش از دور است که توانمندی مدل‌سازی سه‌بعدی و استخراج DSM از تصاویر استریو و چندمنظری را دارد (Catalyst Professional, 2021). جزئیات کامل دربارهٔ الگوریتم مورد استفاده در این نرم‌افزار، برای استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای، مشخص نیست و فقط الگوریتم SGM، به‌منزلهٔ الگوریتم تناظریابی متراکم به‌کاررفته در آن، در راهنمای نرم‌افزار ذکر شده است. برای استخراج DSM از این نرم‌افزار، ابتدا از بخش OrthoEngine، نوع تصاویر و مدل توابع گویا، که براساس ضرایب RPC است،

تحقیق، به‌منظور تعیین مقداری مناسب برای حد آستانه، فرایند ارزیابی برای مجموعه‌ای از آستانه‌ها در گام‌های متفاوت استفاده شده است. پس از محاسبه معیار Comp، معیار RMSE به‌منزله دقت ارتفاعی DSM تولیدشده با استفاده از جذر میانگین مربعات خطای ارتفاعی به دست می‌آید (رابطه (۱۴)).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{NC} dz_i^2}{NC-1}} \quad \text{رابطه (۱۴)}$$

در نهایت، برای محاسبه معیار MEE نیز میانه خطای ارتفاعی نقاط محاسبه می‌شود. با توجه به احتمال وجود پیکسل‌هایی که اختلاف ارتفاعی آن‌ها از داده واقعی زمینی مقدار پرتی دارد، معیار گرایش مرکزی میانه ابزاری مفید برای ارزیابی مجموعه داده‌هایی با مقادیر شدید در نظر گرفته می‌شود. در زمینه تحقیقاتی استخراج DSM، معیار میانه خطای ارتفاعی بیانگر وجود خطای سیستماتیک یا بایاس^۴ در DSM استخراج شده است.

۴- نتایج و بحث

در این بخش، ابتدا نتایج تصحیح خطای ضرایب RPC بیان می‌شود؛ سپس نتایج DSM‌های استخراج شده از تصاویر ماهواره‌ای با به‌کارگیری مدل یادگیری عمیق Sat-MVSF بررسی، و با DSM‌های استخراج شده از نرم‌افزارهای تجاری ERDAS IMAGINE، CATALYST و الگوریتم‌های SS-DSM و S2P مقایسه می‌شود. همچنین معیارهای ارزیابی برای هر یک از این روش‌ها محاسبه و با یکدیگر مقایسه می‌شوند. به‌منظور ارزیابی و مقایسه عملکرد الگوریتم‌های گوناگون در مناطق با محتوای متفاوت، DSM‌های تولیدشده در چهار حالت ارزیابی می‌شوند: (۱) کل تصویر؛ (۲) مناطق غیرساختمانی؛ (۳) مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط؛ (۴) مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد.

ابر نقاط سه‌بعدی ثبت شده از طریق لیدار در سیستم مختصات UTM است، DSM‌های استخراج شده با الگوریتم‌های گوناگون نیز باید در سیستم مختصات UTM تولید شوند. به‌منظور ارزیابی عملکرد و کارایی الگوریتم‌های مورد استفاده در این تحقیق و مقایسه DSM‌های استخراج شده از طریق آن‌ها با یکدیگر، از این سه معیار ارزیابی متداول استفاده می‌شود: (۱) کامل بودن (Comp)؛ (۲) معیار جذر میانگین مربعات خطای ارتفاعی (RMSE)؛ (۳) میانه خطای ارتفاعی (MEE)^۳ (Serati et al., 2022). برای محاسبه این معیارها، میزان خطای ارتفاعی هر پیکسل از DSM که با روش‌های گوناگون تولید شده است، طبق رابطه (۱۲) محاسبه می‌شود؛ برای این کار، اختلاف ارتفاع حاصل از فرایند ذکر شده با ارتفاع حاصل از DSM مرجع به کار می‌رود.

$$dz_i = Z_i - ZT_i, \quad i = 1, \dots, N \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

در این معادله، Z_i بیانگر ارتفاع پیکسل i ام در DSM تولیدشده، ZT_i ارتفاع پیکسل نظیر آن در DSM مرجع، dz_i خطای ارتفاعی و N نیز تعداد کل پیکسل‌هایی از DSM تولیدشده است که در DSM مرجع دارای مقدارند. با توجه به اینکه DSM مرجع به‌کاررفته در این تحقیق تمامی منطقه مربوط به تصاویر دسته داده‌های گوناگون را پوشش داده و فاقد فضای خالی است، مقدار N برابر با کل پیکسل‌های DSM تولیدشده با هر روش خواهد بود. معیار کامل بودن، در هر DSM تولیدشده، برابر با نسبت تعداد پیکسل‌های دارای ارتفاع درست به تعداد کل پیکسل‌ها، طبق رابطه (۱۳) محاسبه می‌شود.

$$\text{Comp} = \frac{NC}{N} \quad \text{رابطه (۱۳)}$$

N تعداد کل پیکسل‌های DSM تولیدشده و NC تعداد پیکسل‌های دارای ارتفاع درست در DSM تولیدشده است. پیکسل‌های با ارتفاع درست نیز برابر پیکسل‌هایی در نظر گرفته می‌شوند که خطای ارتفاعی dz در آن‌ها از یک مقدار آستانه ارتفاعی T_{dz} کمتر باشد. مقدار آستانه معمولاً سه‌برابر اندازه پیکسل زمینی DSM در نظر گرفته می‌شود (Serati et al., 2022). در این

1. Completeness
2. Root Mean Squared Error
3. Median Elevation Error
4. bias

شد تا بیست نقطه کنترل زمینی، به صورت دستی، استخراج شود. این نقاط را شخصی ماهر، در مناطق مشخص و از بین تصاویر و DSM مرجع، استخراج کرد. از بیست نقطه کنترل انتخابی، شش مورد با عنوان نقطه چک کنار گذاشته شد و فقط چهارده نقطه باقی‌مانده، در فرایند تصحیح خطای ضرایب RPC، به کار رفت. شکل ۷ توزیع نقاط کنترل و چک مورد استفاده در هر دسته‌داده را روی یکی از تصاویر مربوط به آن‌ها نشان می‌دهد. در جدول ۲، مقدار ریشه میانگین خطای نقاط چک، قبل و بعد از فرایند تصحیح خطای ضرایب RPC، آمده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در مورد تصاویر سنجنده Worldview-3، میزان خطای ضرایب RPC معتنا به است و پس از فرایند سرشکنی برای تمامی تصاویر، کمتر از یک پیکسل شده است. در مورد تصاویر سنجنده ZY3-2، نتایج بیانگر آن است که خطای ضرایب RPC قبل از فرایند تصحیح نیز به صورت زیر پیکسل است و پس از تصحیح، تغییر خاصی در دقت آن‌ها رخ نداده است. این مسئله به این دلیل است که اساساً ضرایب RPC بیان شده در دسته‌داده‌های تحقیق، تصحیح شده‌اند و به این فرایند نیازی ندارند.

۴-۲- ارزیابی DSM‌های استخراج شده با الگوریتم‌های گوناگون

مجموعه‌داده‌های آموزشی موجود، برای استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای، محدودند و آموزش مدل یادگیری عمیق برای این کار به سخت‌افزار پیشرفته نیاز دارد؛ از این رو در این تحقیق، در مدل Sat-MVSF، از روش یادگیری انتقالی^۲ استفاده شده است. وزن‌های حاصل از آموزش این مدل با تصاویر سه‌منظره WHU-TLC (Gao et al., 2021) ماهواره ZY3-02 در مدل بارگذاری شده و عملیات استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای مورد نظر انجام شده است. همچنین اندازه پیکسل زمینی،

قبل از بیان نتایج، ذکر این نکته ضروری است که دسته‌داده‌های حاصل از سنجنده ZY3-2 انتخابی از مجموعه‌داده WHU-TLC، همان‌طور که پیش‌تر بیان شد، دست‌کاری شده‌اند و با موقعیت واقعی روی زمین مطابقت ندارند. این مسئله باعث ایجاد اشکال در عملکرد نرم‌افزار ERDAS می‌شود؛ چراکه این نرم‌افزار، برای تولید DSM، از DSM تقریبی جهانی استفاده می‌کند و چون موقعیت حاصل از ضرایب RPC با این DSM مطابقت ندارد، نتایج نرم‌افزار با خطای فراوانی همراه می‌شود. بنابراین برای این مجموعه‌داده، نتایج الگوریتم ERDAS ارائه نمی‌شود. همچنین در این دو دسته‌داده، به منظور ارزیابی و بررسی معیارها، مقدار حد آستانه ارتفاعی چهاربرابر حد تفکیک مکانی DSM در نظر گرفته شده که بیست متر است. از آنجا که مجموعه‌داده‌های WorldView-3 در بازه‌های زمانی متفاوتی دریافت شده و در نتیجه، تفاوت‌های هندسی دارند، به منظور استخراج DSM مقدار حد آستانه ارتفاعی نیز ۳ متر در نظر گرفته شده است.

۴-۱- نتایج تصحیح خطای ضرایب RPC و ارزیابی دقت آن‌ها

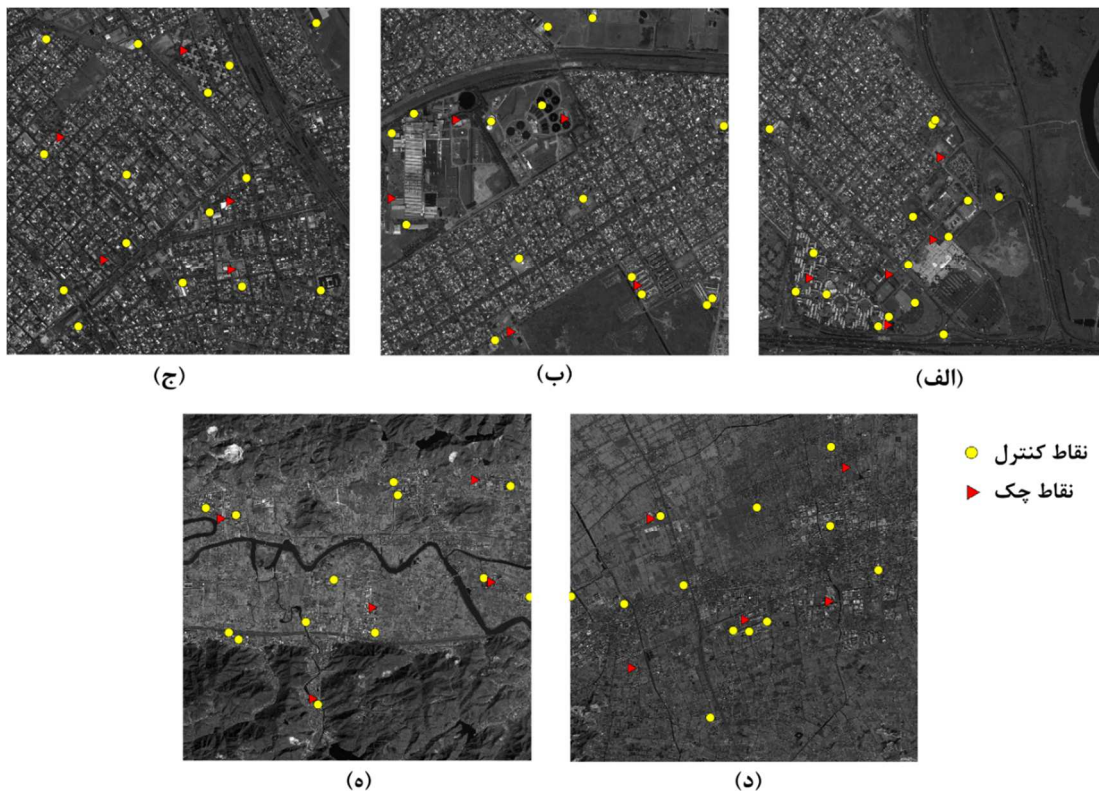
در تصاویر ماهواره‌ای ضرایب RPC نقشی مهمی، در کیفیت مدل رقومی ارتفاعی مستخرج، ایفا می‌کنند. این ضرایب، در حالت خام، دارای خطای سیستماتیک‌اند و این خطا باید، قبل از فرایند استخراج DSM، برطرف شود. در تحقیق حاضر، برای تصحیح این خطا، از یک مجموعه نقاط کنترل زمینی استفاده شده است تا فرایند سرشکنی بلوک ضرایب RPC طبق پژوهش فریزر (۲۰۰۶) انجام شود. در این روش، با سرشکنی کمترین مربعات هم‌زمان مجموعه تصاویر و در نظر گرفتن مجموعه‌ای از پارامترهای اضافه برای مدل چندجمله‌ای‌های کسری، در مورد هر تصویر، خطای ضرایب RPC تصحیح می‌شود. مدل تبدیل مورد استفاده، برای پارامترهای اضافه، مدل تبدیل افاین است.

برای تهیه نقاط کنترل زمینی برای هر تصویر در هر دسته‌داده، از DSM مرجع مربوط به داده لیدار استفاده

1. RPC Block Adjustment
2. Transfer Learning

مقایسه، به همراه DSM مرجع، ارائه شده است. شکل ۹ تصویر خطای ارتفاعی هر یک از این DSMها را در مقایسه با DSM مرجع، برای دسته‌داده اول نشان می‌دهد. در شکل ۱۰ نیز، هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM تولیدشده با هر یک از روش‌ها در دسته‌داده اول مشاهده می‌شود.

در DSMهای تولیدی برای تمامی روش‌ها و در هر سه دسته‌داده، دوبرابر اندازه پیکسل زمینی تصاویر در نظر گرفته شده که ۶۰ سانتی‌متر است. تمامی DSMها نیز در سیستم تصویر UTM تولید شده است. در شکل ۸، DSMهای استخراج‌شده برای دسته‌داده اول از سنجنده WorldView-3 (WV3-1) از طریق همه روش‌های مورد



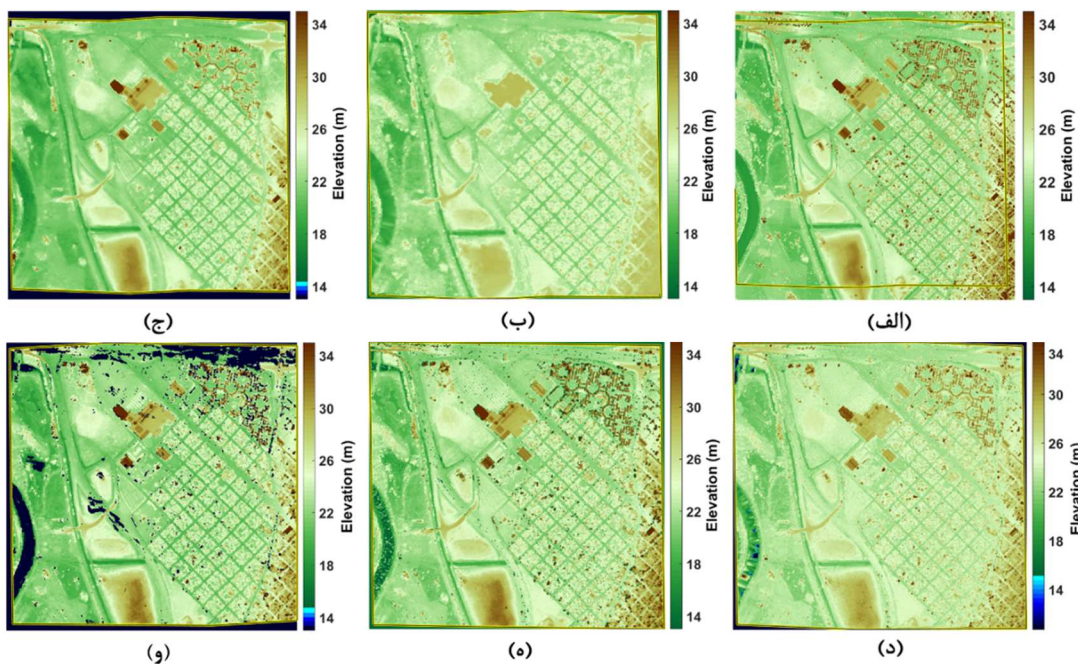
شکل ۷. توزیع نقاط کنترل و چک برای تصحیح خطای ضرایب RPC، (الف) تا (ه) به ترتیب، مربوط به دسته‌داده‌های WV3-1، WV3-2، WV3-3، ZY3-2-1 و ZY3-2-2

جدول ۲. نتایج تصحیح خطای ضرایب RPC

RMSE نقاط چک (پیکسل)		شماره تصویر	دسته‌داده
پس از تصحیح ضرایب RPC	قبل از تصحیح ضرایب RPC		
۰/۹۱	۵/۴۶	۱	WV3-1
۰/۹۵	۴/۹۳	۲	
۰/۹۷	۵/۷۰	۳	
۰/۹۵	۴/۲۱	۱	WV3-2
۰/۹۳	۴/۸۹	۲	
۰/۹۸	۴/۳۳	۳	

ادامه جدول ۲

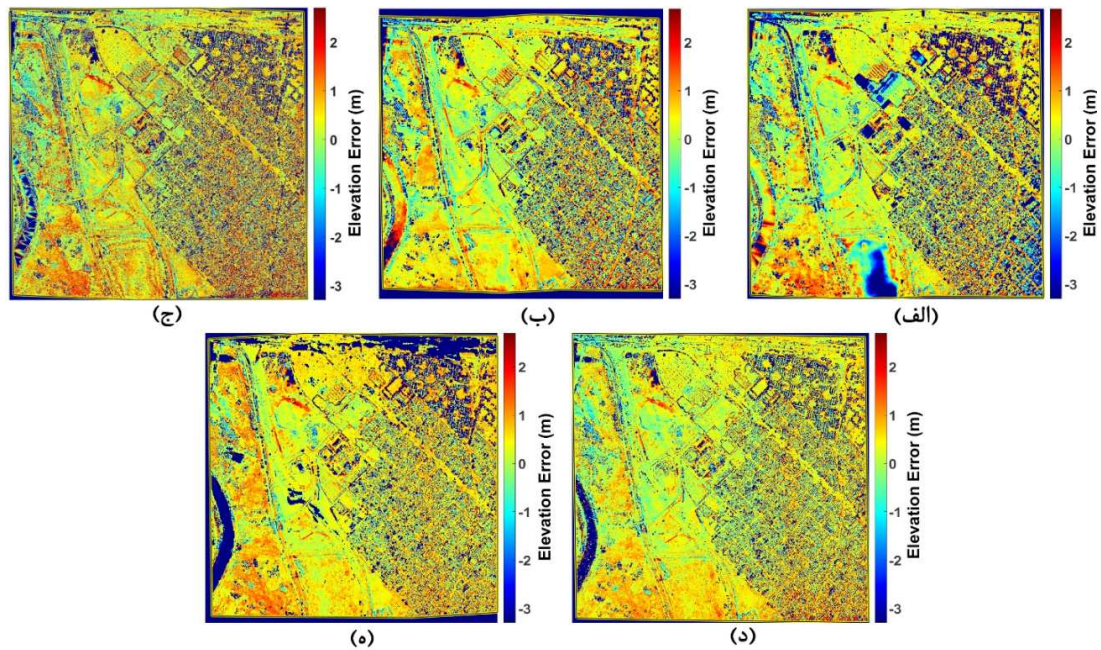
RMSE نقاط چک (پیکسل)		شماره تصویر	دسته داده
پس از تصحیح ضرایب RPC	قبل از تصحیح ضرایب RPC		
۱/۰۷	۵/۳۹	۱	WV3-3
۰/۹۸	۵/۵۱	۲	
۱/۰۵	۶/۲۳	۳	
۰/۸۵	۰/۸۹	۱	ZY3-2-1
۰/۹۰	۰/۹۴	۲	
۰/۸۲	۰/۸۶	۳	
۰/۹۰	۰/۹۳	۱	ZY3-2-2
۰/۹۱	۰/۹۹	۲	
۰/۹۳	۱/۰۶	۳	



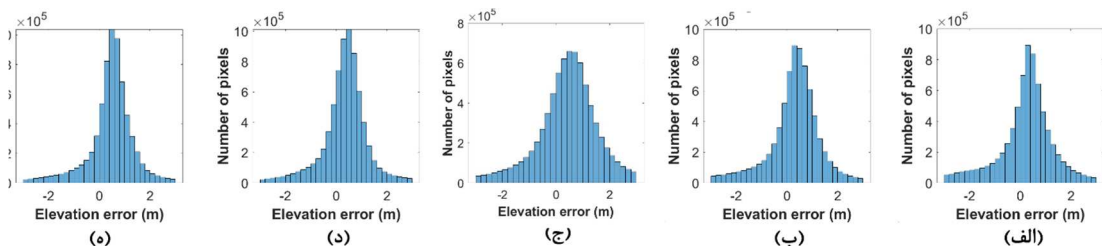
شکل ۸. DSMهای استخراج شده با الگوریتم‌های گوناگون، در دسته داده WV3-1: الف) DSM واقعیت زمینی؛ ب) DSM حاصل از نرم‌افزار ERDAS؛ ج) DSM حاصل از نرم‌افزار CATALYST؛ د) DSM حاصل از الگوریتم SS-DSM؛ ه) DSM حاصل از الگوریتم S2P؛ و) DSM حاصل از الگوریتم Sat-MVSF

خطای ارتفاعی هر یک از روش‌ها و نیز هیستوگرام خطای ارتفاعی DSMهای استخراج شده می‌شود.

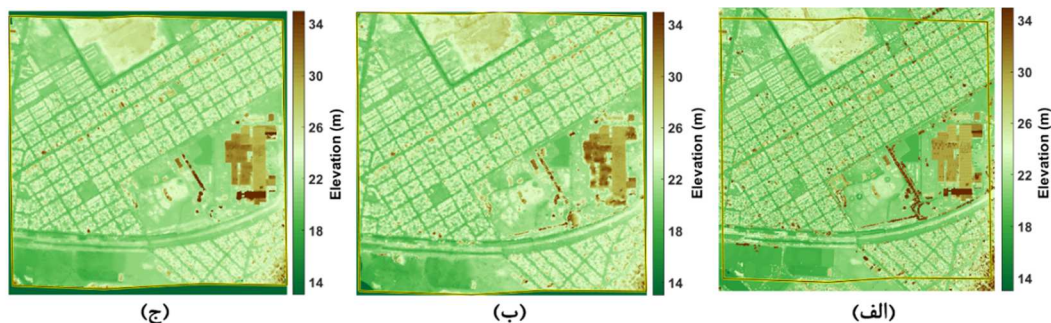
در ادامه، در شکل‌های ۱۱ تا ۱۳، همین نتایج برای دسته داده دوم (WV3-2) آمده است که به ترتیب، شامل DSMهای استخراج شده با روش‌های متفاوت، تصویر



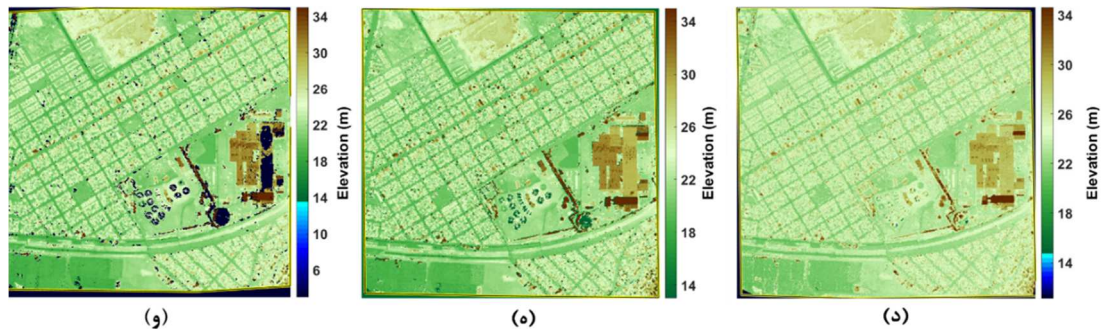
شکل ۹. نقشه‌های اختلاف ارتفاع حاصل از DSM‌های استخراج‌شده با الگوریتم‌های متفاوت در دسته‌داده WV3-1: (الف) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم ERDAS؛ (ب) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم CATALYST؛ (ج) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم SS-DSM؛ (د) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم S2P؛ (ه) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم Sat-MVSF



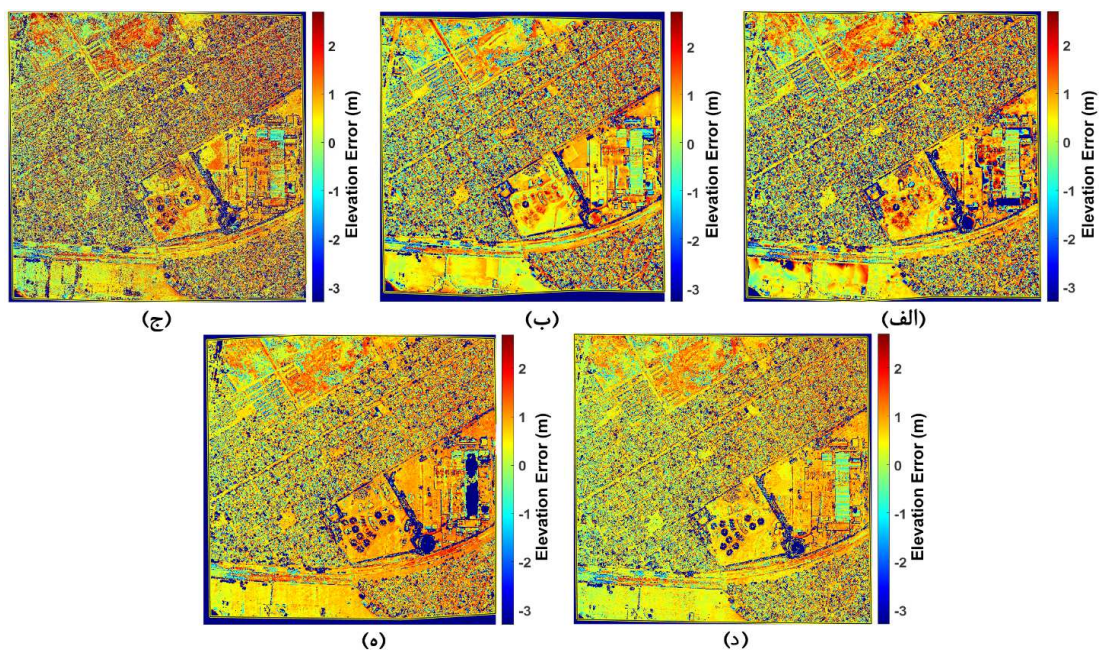
شکل ۱۰. هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج‌شده با استفاده از الگوریتم‌های متفاوت در دسته‌داده WV3-1: (الف) هیستوگرام خطای ارتفاعی ERDAS؛ (ب) هیستوگرام خطای ارتفاعی CATALYST؛ (ج) هیستوگرام خطای ارتفاعی SS-DSM؛ (د) هیستوگرام خطای ارتفاعی S2P؛ (ه) هیستوگرام خطای ارتفاعی Sat-MVSF



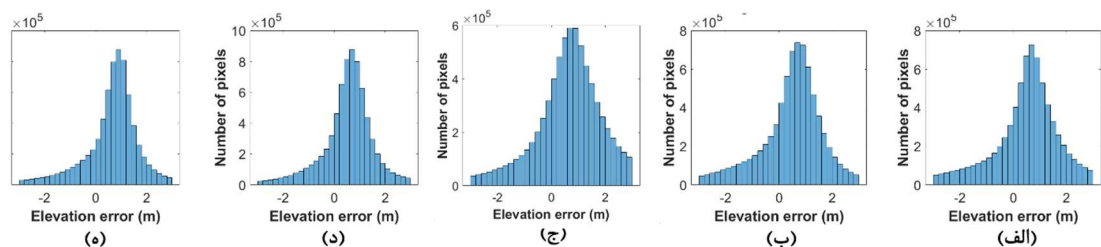
شکل ۱۱. DSM‌های استخراج‌شده با الگوریتم‌های متفاوت در دسته‌داده WV3-2: (الف) DSM واقعیت زمینی؛ (ب) DSM حاصل از نرم‌افزار ERDAS؛ (ج) DSM حاصل از نرم‌افزار CATALYST؛ (د) DSM حاصل از الگوریتم SS-DSM؛ (ه) DSM حاصل از الگوریتم S2P؛ (و) DSM حاصل از الگوریتم Sat-MVSF



ادامه شکل ۱۱



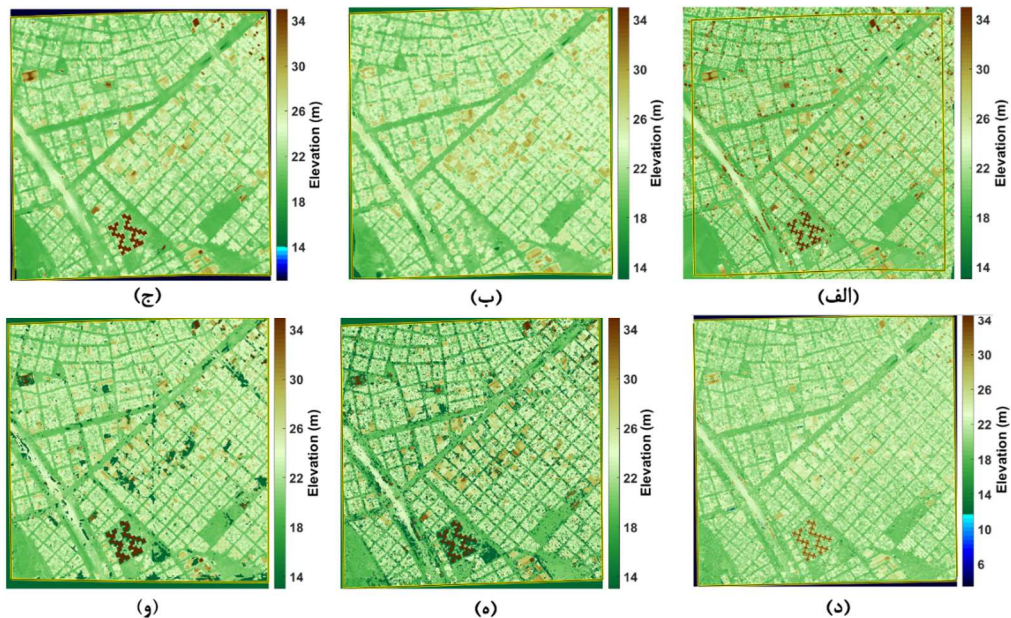
شکل ۱۲. نقشه‌های اختلاف ارتفاع حاصل از DSM‌های استخراج‌شده از طریق الگوریتم‌های گوناگون در دسته‌داده WV3-2: (الف) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم ERDAS؛ (ب) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم CATALYST؛ (ج) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم SS-DSM؛ (د) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم S2P؛ (ه) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم Sat-MVSF



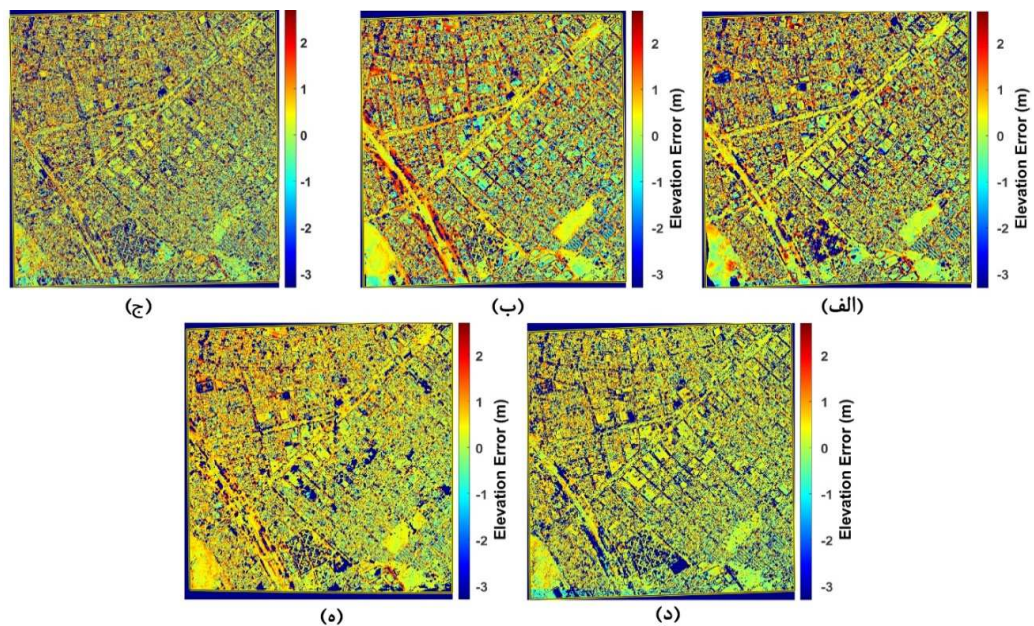
شکل ۱۳. هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج‌شده با استفاده از الگوریتم‌های گوناگون دسته‌داده WV3-2: (الف) هیستوگرام خطای ارتفاعی ERDAS؛ (ب) هیستوگرام خطای ارتفاعی CATALYST؛ (ج) هیستوگرام خطای ارتفاعی SS-DSM؛ (د) هیستوگرام خطای ارتفاعی S2P؛ (ه) هیستوگرام خطای ارتفاعی Sat-MVSF

خطای ارتفاعی هر یک از روش‌ها و همین‌طور هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج‌شده را در برمی‌گیرد.

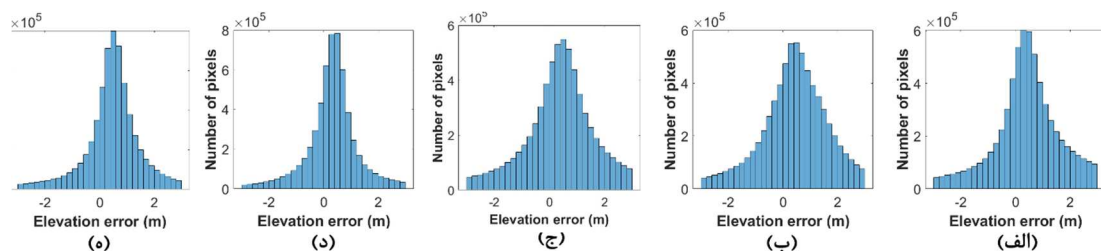
در شکل‌های ۱۴ تا ۱۶ نیز، همین نتایج در مورد دسته‌داده سوم (WV3-3) آمده است که به ترتیب، DSM‌های استخراج‌شده به روش‌های گوناگون، تصویر



شکل ۱۴. DSM‌های استخراج‌شده با الگوریتم‌های گوناگون در دسته‌داده WV3-3: الف) DSM واقعیت زمینی؛ ب) DSM حاصل از نرم‌افزار ERDAS؛ ج) DSM حاصل از نرم‌افزار CATALYST؛ د) DSM حاصل از الگوریتم SS-DSM؛ ه) DSM حاصل از الگوریتم S2P؛ و) DSM حاصل از الگوریتم Sat-MVSF



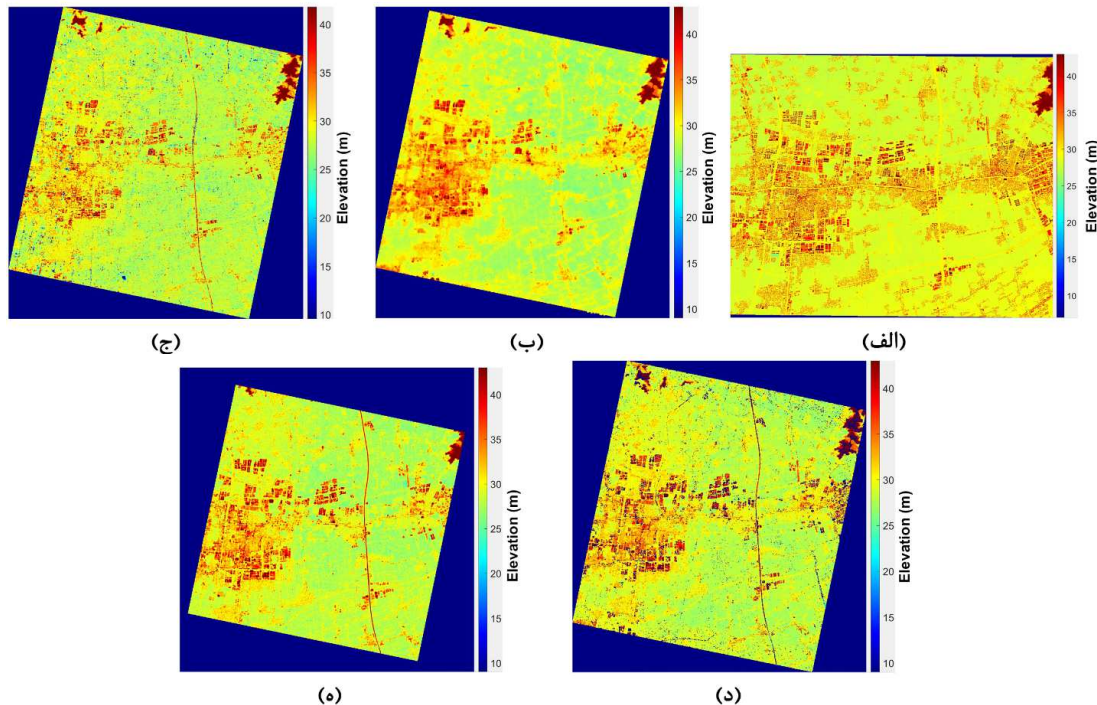
شکل ۱۵. نقشه‌های اختلاف ارتفاع حاصل از DSM‌های استخراج‌شده با الگوریتم‌های متفاوت در دسته‌داده WV3-3: الف) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم ERDAS؛ ب) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم CATALYST؛ ج) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم SS-DSM؛ د) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم S2P؛ ه) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم Sat-MVSF



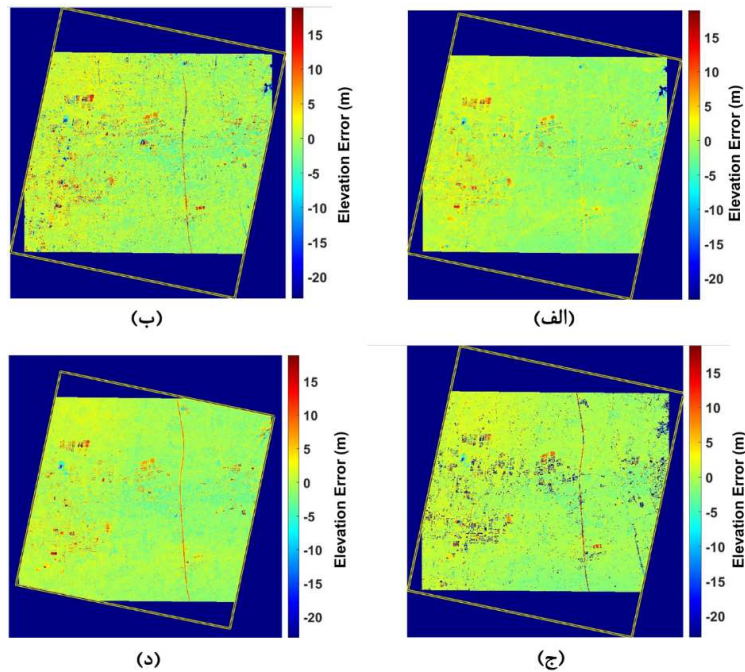
شکل ۱۶. هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج‌شده با استفاده از الگوریتم‌های متفاوت در دسته‌دادهٔ WV3-2: (الف) هیستوگرام خطای ارتفاعی ERDAS؛ (ب) هیستوگرام خطای ارتفاعی CATALYST؛ (ج) هیستوگرام خطای ارتفاعی SS-DSM؛ (د) هیستوگرام خطای ارتفاعی S2P؛ (ه) هیستوگرام خطای ارتفاعی Sat-MVSF

ارتفاعی هریک از این DSM‌ها را در مقایسه با DSM مرجع، برای دسته‌دادهٔ اول و دوم سنجندهٔ ZY3-2 نشان می‌دهد. در شکل‌های ۱۹ و ۲۲ نیز هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM تولیدشده با هریک از روش‌ها، در دسته‌دادهٔ اول و دوم سنجندهٔ ZY3-2، آمده است.

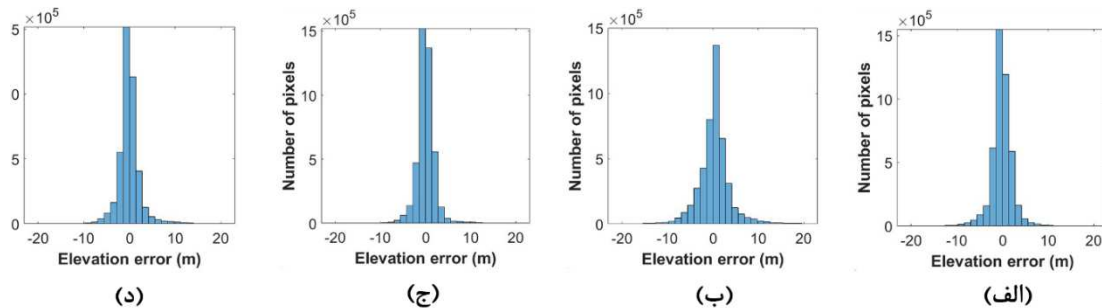
در شکل‌های ۱۷ و ۲۰، DSM‌های استخراج‌شده برای دسته‌دادهٔ اول و دوم از سنجندهٔ ZY3-2 با استفاده از هریک از روش‌های مورد مقایسه، به‌همراه DSM مرجع، ارائه شده است. شکل‌های ۱۸ و ۲۱ تصویر خطای



شکل ۱۷. DSM‌های استخراج‌شده با الگوریتم‌های گوناگون در دسته‌دادهٔ ZY3-2-1: (الف) DSM واقعیت زمینی؛ (ب) DSM حاصل از نرم‌افزار CATALYST؛ (ج) DSM حاصل از الگوریتم SS-DSM؛ (د) DSM حاصل از الگوریتم S2P؛ (ه) DSM حاصل از الگوریتم Sat-MVSF



شکل ۱۸. نقشه‌های اختلاف ارتفاع حاصل از DSM‌های استخراج شده از طریق الگوریتم‌های متفاوت در دسته‌داده ZY3-2-1: الف) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم CATALYST؛ ب) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم SS-DSM؛ ج) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم S2P؛ د) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم Sat-MVSF



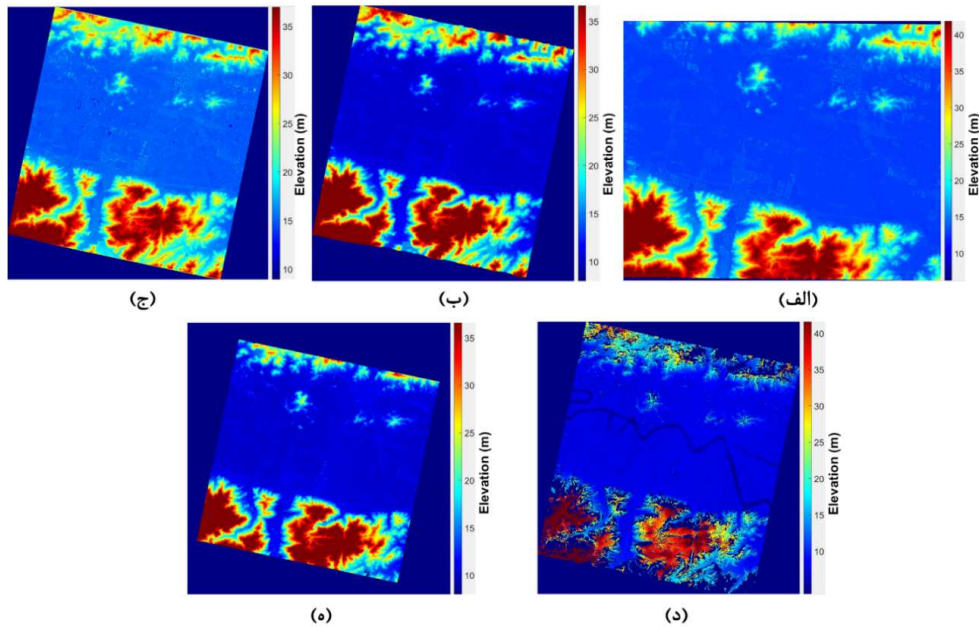
شکل ۱۹. هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج شده با استفاده از الگوریتم‌های گوناگون دسته‌داده ZY3-2-1: الف) هیستوگرام خطای ارتفاعی CATALYST؛ ب) هیستوگرام خطای ارتفاعی SS-DSM؛ ج) هیستوگرام خطای ارتفاعی S2P؛ د) هیستوگرام خطای ارتفاعی Sat-MVSF

استخراج شده در حدود ۱ متر است. به طور کلی، الگوریتم S2P در دسته‌داده‌های WV3-1 و WV3-2 و WV3-3 به ترتیب، با مقدار ۰/۹۴ و ۱/۱ و ۰/۹۷ متر، بهترین RMSE ارتفاعی را در قیاس با نرم‌افزارهای CATALYST و ERDAS و الگوریتم‌های SS-DSM و Sat-MVSF دارد. باین حال الگوریتم Sat-MVSF، از لحاظ دقت ارتفاعی، نتایج نزدیکی به الگوریتم S2P دارد. در هر سه دسته‌داده

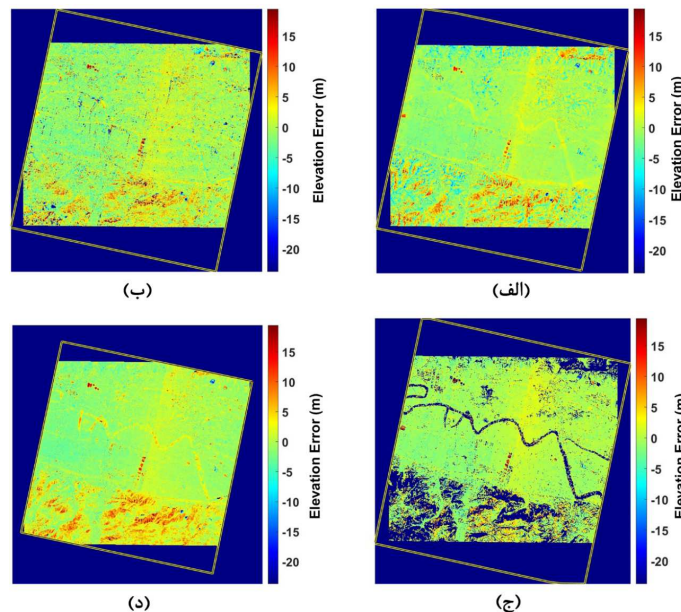
در جدول ۳، نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی Comp ارتفاعی، RMSE ارتفاعی و MEE ارتفاعی، در مورد DSM‌های استخراج شده از الگوریتم‌های S2P، SS-DSM، CATALYST، ERDAS IMAGINE و Sat-MVSF برای تمامی داده‌های مورد استفاده، بیان شده است. با توجه به جدول ۳، در هر سه مجموعه‌داده سنجنده WorldView-3، RMSE ارتفاعی DSM‌های

درون‌یابی برای پرکردن گپ‌ها استفاده می‌کنند؛ طبق نتایج، این مسئله سبب کاهش RMSE ارتفاعی در مناطق دارای اختلاف ارتفاعی می‌شود.

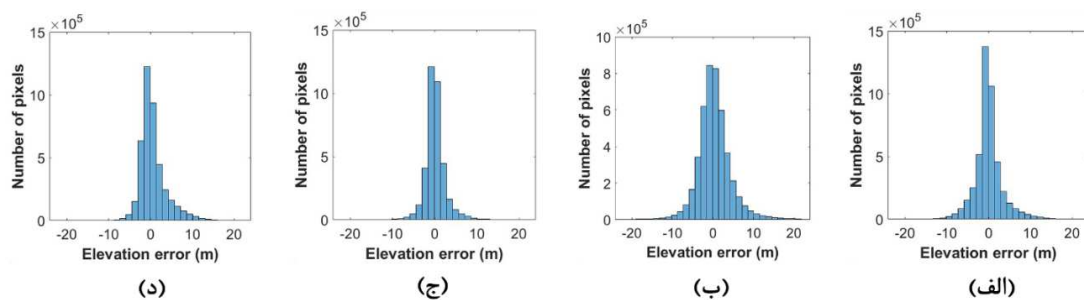
دقت ارتفاعی الگوریتم SS-DSM در استخراج DSM کمتر از سایر الگوریتم‌هاست. از سوی دیگر، نرم‌افزارهای کلاسیک ERDAS و CATALYST از



شکل ۲۰. DSM‌های استخراج‌شده با الگوریتم‌های گوناگون در دسته‌داده ZY3-2-2: الف) DSM واقعیته زمینی؛ ب) DSM حاصل از نرم‌افزار CATALYST؛ ج) DSM حاصل از الگوریتم SS-DSM؛ د) DSM حاصل از الگوریتم S2P؛ ه) DSM حاصل از الگوریتم Sat-MVSF



شکل ۲۱. نقشه‌های اختلاف ارتفاع حاصل از DSM‌های استخراج‌شده با الگوریتم‌های گوناگون دسته‌داده ZY3-2-2: الف) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم CATALYST؛ ب) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم SS-DSM؛ ج) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم S2P؛ د) نقشه اختلاف ارتفاع برای الگوریتم Sat-MVSF



شکل ۲۲. هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج‌شده با استفاده از الگوریتم‌های گوناگون دسته‌داده ZY3-2: الف) هیستوگرام خطای ارتفاعی CATALYST؛ ب) هیستوگرام خطای ارتفاعی SS-DSM؛ ج) هیستوگرام خطای ارتفاعی S2P؛ د) هیستوگرام خطای ارتفاعی Sat-MVSF

CATALYST و الگوریتم SS-DSM، بیشتر است. این نتایج صحت کارایی الگوریتم‌های Sat-MVSF و S2P را به نسبت سایر الگوریتم‌ها، در استخراج DSM از مناطق دارای بافت غیریکنواخت و دارای اختلاف ارتفاعی، نشان می‌دهد. در هر سه دسته از داده‌ها فراوانی پیکسل‌هایی با خطای ارتفاعی بیشتر از یک متر، با استفاده از نرم‌افزارهای ERDAS و CATALYST و الگوریتم SS-DSM، بیشتر از دیگر الگوریتم‌هاست. در هر سه دسته‌داده ZY3-2، نرم‌افزارهای ERDAS و CATALYST پراکندگی خطای ارتفاعی بیشتری از سایر الگوریتم‌ها داشته که دلیل آن مسکونی بودن منطقه مورد مطالعه و وجود ساختمان‌های دارای اختلاف ارتفاعی است.

با توجه به جدول ۳، DSM‌های استخراج‌شده از الگوریتم‌های S2P و CATALYST در مورد دسته‌داده‌های WV3-1 و WV3-2، با مقدار حدودی ۹۰٪، معیار Comp بیشتری از سایر الگوریتم‌ها دارند. در این دو دسته از داده‌ها، به طور کلی، الگوریتم‌های ERDAS و SS-DSM نیز عملکرد نسبتاً ضعیفی از لحاظ RMSE ارتفاعی و Comp داشته‌اند. در دسته‌داده WV3-3، مقدار Comp نرم‌افزار CATALYST با مقدار حدودی ۸۶٪، بیشتر از سایر الگوریتم‌هاست و کمترین مقدار معیار Comp به الگوریتم S2P تعلق دارد. در دسته‌داده‌های ZY3-2، نرم

در هر دو دسته‌داده ZY3-2 نیز، الگوریتم S2P دقتی بیشتر از دیگر الگوریتم‌ها در استخراج DSM دارد. باین حال این الگوریتم، از لحاظ معیار کامل بودن، عملکردی ضعیف‌تر از سایر الگوریتم‌ها دارد. از سوی دیگر، چون الگوریتم CATALYST از درون‌یابی برای مقداردهی سلول‌های بدون اطلاعات استفاده می‌کند، عملکرد آن از سایر الگوریتم‌ها بهتر است اما در این دسته‌داده، به جز الگوریتم S2P، الگوریتم‌های دیگر مقدار کامل بودن ارتفاعی بیشتر از ۹۹٪ را دارند که مقداری بسیار مطلوب در استخراج DSM است.

با توجه به شکل‌های ۱۰ و ۱۳ و ۱۶، هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج‌شده با استفاده از الگوریتم‌های Sat-MVSF و S2P، توزیع نزدیک به نرمالی در مورد هر سه دسته از داده‌ها دارد؛ این نکته بیانگر توزیع خطای تصادفی بین داده‌ها به صورت نرمال است و نمودارهای توزیع باقی‌مانده‌ها میانگین نزدیک به صفر دارند. مطابق شکل‌های ۱۹ و ۲۲، همین مورد در دسته‌داده‌های ZY3-2 نیز نمایان است. در هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج‌شده نیز مشهود است که در هر سه دسته از داده‌های WV-3، فراوانی پیکسل‌ها با خطای ارتفاعی نزدیک به صفر در الگوریتم‌های Sat-MVSF و S2P، در قیاس با نرم‌افزارهای ERDAS و

جدول ۳. نتایج سه معیار ارزیابی RMSE، COMP، MEE و برای DSM‌های استخراج‌شده از طریق الگوریتم‌های ERDAS، CATALYST، S2P و Sat-MVSF، (CAT) برای سه دسته‌داده

MEE (m)						RMSE (m)						Comp (%)						دسته‌داده
Sat-MVSF	SS-DSM	S2P	CAT	ERDAS		Sat-MVSF	SS-DSM	S2P	CAT	ERDAS		Sat-MVSF	SS-DSM	S2P	CAT	ERDAS		
۰/۵۳	۰/۵	۰/۴۱	۰/۳۸	۰/۳۳		۰/۹۹	۱/۱۵	۰/۹۴	۱/۰۲	۱/۰۷		۸۶/۴۱	۸۹/۳	۹۰/۷۶	۹۱/۰	۸۷/۷۸	WV3-1	
۰/۸	۰/۷۲	۰/۶۳	۰/۶۳	۰/۶۳		۱/۲	۱/۳۲	۱/۱	۱/۲۱	۱/۲۶		۸۸/۴۷	۸۶/۱۴	۹۰/۱۶	۸۹/۵۴	۸۷/۶۱	WV3-2	
۰/۵	۰/۴۲	۰/۳۶	۰/۴۷	۰/۴۲		۱/۰۴	۱/۲۴	۰/۹۷	۱/۲۴	۱/۲۳		۸۳/۰	۸۱/۷۴	۷۵/۷۲	۸۶/۰۲	۸۱/۳۴	WV3-3	
-۰/۲۵	۰/۴۵	-۰/۰۳	-۰/۲	-		۲/۴۳	۳/۵۹	۲/۱۲	۲/۳۶	-		۹۹/۴۶	۹۹/۵۳	۹۵/۹	۹۹/۸۸	-	ZY3-2-1	
-۰/۱	۰/۰۶	-۰/۰۷	-۰/۲۵	-		۳/۲۷	۴/۱۷	۲/۴۷	۳/۳۹	-		۹۹/۷۱	۹۹/۳۳	۸۰/۷	۹۹/۹۳	-	ZY3-2-2	

و S2P به‌طور متوسط زمان محاسباتی کمتری را برای استخراج DSM صرف می‌کنند. نکته درخور اشاره آن است که زمان اجرا، در الگوریتم‌های Sat-MVSF و S2P، بسیار تحت تأثیر محتوای تصاویر قرار دارد و برای مجموعه‌داده‌های گوناگون که همگی ابعاد یکسانی دارند، زمان‌های بسیار متفاوتی ثبت شده است. این در حالی است که زمان محاسبات داده‌های گوناگون، در مورد الگوریتم SS-DSM و نرم‌افزارهای تجاری CATALYST و ERDAS، حدوداً مشابه است. باید به این توجه شود که اجرای الگوریتم‌های گوناگون در محیط‌هایی متفاوت و به‌شيوه‌هایی کاملاً متفاوت انجام شده و زمان مطرح‌شده در جدول ۴ صرفاً دیدی کلی درباره سرعت اجرای الگوریتم‌ها در مقایسه با یکدیگر است.

شایان ذکر است که برای ارزیابی کامل عملکرد مدل یادگیری عمیق Sat-MVSF در مقایسه با الگوریتم‌های ERDAS، CATALYST و S2P، باید هر سه معیار زمان محاسبات، RMSE ارتفاعی و معیار Comp به‌طور هم‌زمان بررسی شود. در بخش بعدی، تأثیرات مناطق با محتوا و ویژگی‌های ارتفاعی متفاوت بررسی می‌شود و درباره هر دو معیار RMSE ارتفاعی و معیار Comp، هم‌زمان برای DSM‌های به‌دست‌آمده از الگوریتم‌های گوناگون، بحث خواهد شد.

به‌طور کلی، معیار MEE ارتفاعی براساس اختلاف ارتفاع بین DSM استخراج‌شده با داده مرجع محاسبه می‌شود؛ بنابراین وجود خطای سیستماتیک در معیار میانه خطای ارتفاعی تأثیرگذار است. با توجه به جدول ۳، در دسته‌داده WV3-1، الگوریتم ERDAS با مقدار ۳۳ سانتی‌متر، در دسته‌داده WV3-2، الگوریتم‌های ERDAS، CATALYST و S2P با مقدار ۶۳ سانتی‌متر و در دسته‌داده WV3-3، الگوریتم S2P با مقدار ۳۶ سانتی‌متر، کمترین مقدار معیار MEE ارتفاعی را دارند. در مقابل، عملکرد الگوریتم Sat-MVSF از لحاظ MEE ارتفاعی، ضعیف‌تر از سایر الگوریتم‌هاست.

۳-۴- ارزیابی زمان اجرای الگوریتم‌های مورد مقایسه
 زمان فرایند استخراج DSM در الگوریتم‌های مورد مقایسه، برای هر دسته از مجموعه‌داده‌های مورد استفاده، اندازه‌گیری شده و در جدول ۴ نمایش داده شده است. همان‌طور که پیش‌تر در بخش ۳-۲ نیز ذکر شد، زمان فرایند براساس سخت‌افزارهای اشاره‌شده برای هر الگوریتم محاسبه شده است. مطابق آنچه انتظار می‌رود و در جدول ۴ نیز مشاهده می‌شود، نرم‌افزارهای تجاری CATALYST و ERDAS استخراج DSM را در کمترین زمان انجام می‌دهند. پس از این دو نرم‌افزار تجاری، به‌ترتیب، الگوریتم‌های SS-DSM و Sat-MVSF

جدول ۴. زمان اجرای فرایند استخراج DSM در الگوریتم‌های مورد مقایسه

مجموعه داده	زمان اجرا (دقیقه)			
	CATALYST	ERDAS	S2P	SS-DSM
WV3-1	۰/۴۷	۱/۴۷	۲۶/۵۴	۱۵/۳۲
WV3-2	۰/۵۳	۱/۷۰	۲۳/۰۷	۱۴/۵۱
WV3-3	۰/۵۸	۲/۰۸	۴۲/۷۶	۱۴/۹۵
ZY3-2-1	۰/۵۵	۲/۱۲	۲۶/۱۳	۱۵/۴۴
ZY3-2-2	۰/۶۰	۲/۱۷	۲۸/۰۷	۱۵/۷۸
متوسط	۰/۵۵	۱/۹۱	۲۵/۷۱	۱۵/۲۰

۵- بحث

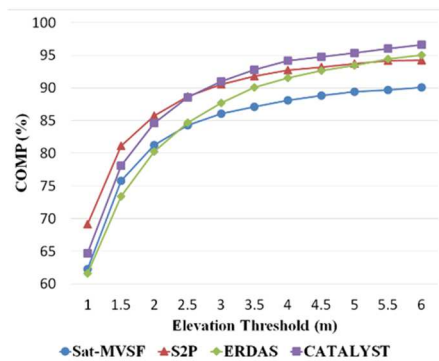
الگوریتم‌ها دارند. از آنجاکه این الگوریتم‌ها از روش‌های متفاوت درون‌یابی برای پرکردن سلول‌های خالی استفاده می‌کنند و در هر سه دسته از داده‌ها مناطقی با اختلاف ارتفاعی وجود دارد، در سلول‌های درون‌یابی شده، اختلاف ارتفاع آن‌ها با داده مرجع چشمگیر است. بنابراین اگر بیشترین خطای مجاز ارتفاعی، مقداری بالا در نظر گرفته شود، معیار Comp این الگوریتم‌ها بیشتر از دیگر الگوریتم‌ها خواهد بود. در این تحقیق، برای یکسان بودن شرایط مقایسه بین الگوریتم‌ها و نیز ارزیابی مورد قبول DSM‌های استخراج‌شده، مقدار حد آستانه ارتفاعی سه متر در نظر گرفته می‌شود.

به‌طور کلی در هر سه دسته از داده‌ها در حد آستانه سه تا شش متری، نرم‌افزارهای ERDAS و CATALYST به‌طور خوش‌بینانه، در مقایسه با الگوریتم‌های Sat-MVSF و S2P، معیار Comp بیشتری دارند و این اختلاف معیار Comp نرم‌افزارهای ERDAS و CATALYST در مقایسه با الگوریتم‌های Sat-MVSF و S2P، با افزایش مقدار حد آستانه، به‌طور شدیدتری افزایش می‌یابد. به‌عبارت‌دیگر در نرم‌افزارهای ERDAS و CATALYST، مقدار معیارهای Comp در حد آستانه‌های بالا (بیشتر از سه تا چهاربرابر حد تفکیک مکانی DSM)، به‌دلیل درون‌یابی، بیشتر از سایر الگوریتم‌هاست. باین‌حال هنگام درون‌یابی مناطق دارای اختلاف ارتفاع، به‌دلیل وجود مناطق شهری و ساختمانی در تصاویر، ارتفاع تخمین‌زده برای سلول‌های بدون اطلاعات به‌صورت اعدادی غیردقیق به دست می‌آید.

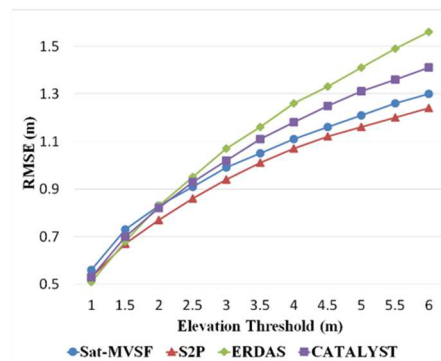
در این تحقیق برای ارزیابی و مقایسه DSM‌های استخراج‌شده از الگوریتم‌های گوناگون، معیارهای RMSE و MEE محاسبه شده‌اند. باید اشاره شود که برای محاسبه این معیارها، حد آستانه ارتفاعی T_{dz} انتخاب می‌شود تا پیکسل‌های درست به دست آید. این حد آستانه معمولاً سه تا چهاربرابر فاصله نمونه‌برداری DSM انتخاب می‌شود (Serati et al., 2022). با توجه به اینکه تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری به‌کاررفته در این تحقیق به سنجنده WorldView-3 تعلق دارند و در بازه‌های زمانی متفاوت دریافت شده‌اند، اختلافات روشنایی و تغییرات مناظر در آن‌ها بسیار زیاد است و این مسئله تناظریابی مترام و تولید DSM را دشوار می‌سازد. به‌منظور پرهیز از تأثیر مقدار آستانه ارتفاعی T_{dz} در نتایج ارزیابی، مقدار آستانه طی بازه یک تا شش متر، با گام‌های نیم‌متری، تغییر داده شده و هر آستانه نیز ارزیابی شده و معیارهای Comp و RMSE محاسبه شده است. در شکل ۲۳، نمودار تغییرات مقدار دو معیار RMSE و Comp در مورد مقادیر آستانه‌های متفاوت، برای چهار الگوریتم انتخابی، مقایسه شده و در مورد مجموعه داده‌های WorldView-3 بیان شده است. در ضمن، به‌دلیل تغییرات جزئی با تغییر میزان آستانه، از بیان نتایج عددی برای معیار MEE پرهیز شده است. مطابق نمودار معیار Comp در شکل ۲۳، نرم‌افزارهای کلاسیک CATALYST و ERDAS در حد آستانه‌های بیشتر از سه متر، مقداری بیشتر از سایر

برای تصحیح ضرایب RPC، حد آستانه ارتفاعی پنج‌برابر دقت تفکیک مکانی DSM در نظر گرفته می‌شود. در این شرایط، تأثیر غیرمنطقی حد آستانه ارتفاعی از روی نتایج، به‌ویژه DSM‌های استخراج‌شده از نرم‌افزارهای ERDAS و CATALYST، حذف می‌شود. در کاهش

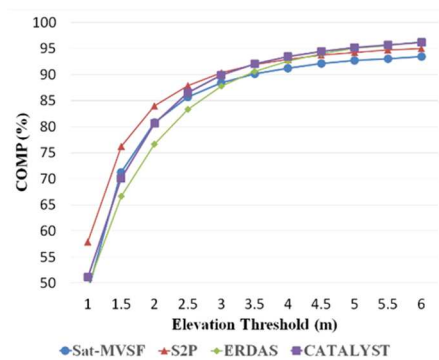
در شکل ۲۳ نیز مشخص شده است که الگوریتم S2P از لحاظ RMSE ارتفاعی، در تمامی حد آستانه‌ها، بهترین عملکرد را در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها دارد. با توجه به اختلاف هندسی تصاویر چندمنظری WorldView-3 و به‌کاربردن نقاط کنترل استخراج‌شده از داده‌های لیدار



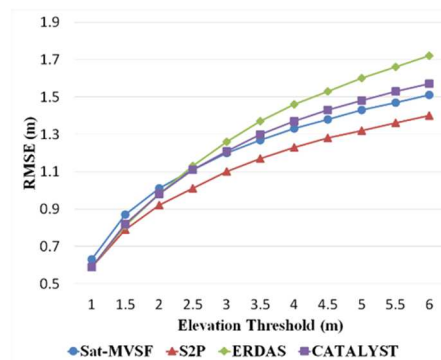
(ب)



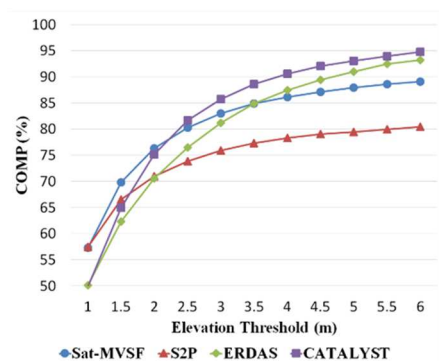
(الف)



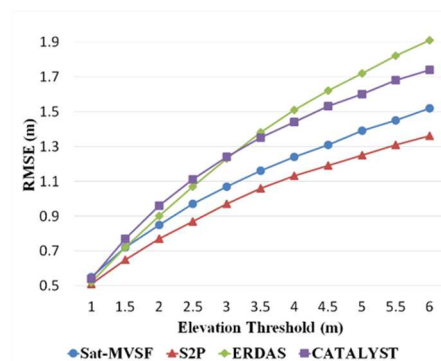
(د)



(ج)



(و)



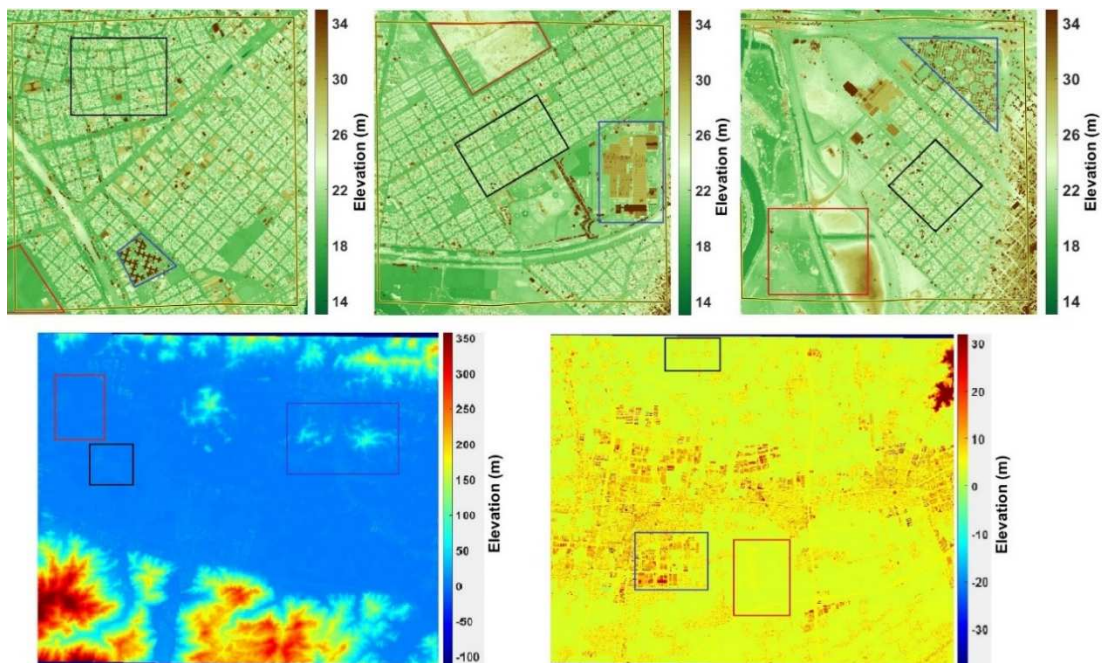
(ه)

شکل ۲۳. نمودارهای دقت ارتفاعی و کامل‌بودن براساس حد آستانه ارتفاعی: نمودار دقت ارتفاعی WV3-1 براساس حد آستانه ارتفاعی (الف)؛ نمودار کامل‌بودن WV3-1 براساس حد آستانه ارتفاعی (ب)؛ نمودار دقت ارتفاعی WV3-2 براساس حد آستانه ارتفاعی (ج)؛ نمودار کامل‌بودن WV3-2 براساس حد آستانه ارتفاعی (د)؛ نمودار دقت ارتفاعی WV3-3 براساس حد آستانه ارتفاعی (ه)؛ نمودار کامل‌بودن WV3-3 براساس حد آستانه ارتفاعی (و)

چشمگیر دارد. نرم‌افزار ERDAS از لحاظ کامل بودن ارتفاع، در مورد مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد، عملکرد ضعیف‌تری از سایر الگوریتم‌ها دارد. با توجه به اینکه نرم‌افزارهای تجاری ERDAS و CATALYST از روش‌های درون‌یابی برای پر کردن سلول‌های بدون اطلاعات استفاده می‌کنند، RMSE ارتفاعی DSM‌های استخراج‌شده از این الگوریتم‌ها، در مناطقی نظیر مناطق ساختمانی که دارای اختلاف ارتفاعی اند، کمتر از سایر الگوریتم‌هاست؛ بنابراین الگوریتم ERDAS، با توجه به داشتن تعداد پیکسل‌های بیشتری با خطای ارتفاعی بیش از حد مجاز، در قیاس با الگوریتم‌های دیگر دارای کمترین مقدار کامل بودن است. الگوریتم‌های CATALYST و S2P در مناطق غیر ساختمانی، به ترتیب، RMSE ارتفاعی و Comp ارتفاعی بیشتری دارند. از سوی دیگر در مناطق غیر ساختمانی، الگوریتم SS-DSM دارای کمترین مقدار دقت ارتفاعی است. به طور کلی، دقت ارتفاعی نرم‌افزار ERDAS در استخراج DSM، در مناطقی که اختلاف ارتفاعی دارند، کمتر است.

حد آستانه ارتفاعی از شش به سه متر، معیار Comp در DSM‌های استخراج‌شده از نرم‌افزارهای CATALYST و ERDAS کاهشی چشمگیرتر از دیگر الگوریتم‌ها دارد. از سوی دیگر RMSE ارتفاعی این نرم‌افزارها، با کاهش حد آستانه ارتفاعی از شش به سه متر، دچار کاهشی منطقی شده اما در عین حال همچنان RMSE ارتفاعی آن کمتر از الگوریتم‌های Sat-MVSF و S2P است.

در شکل ۲۴، مناطق ساختمانی دارای تغییرات ارتفاعی زیاد و یا متوسط، و نیز مناطق غیر ساختمانی، در هر یک از سه دسته داده WorldView-3 و دو دسته داده ZY3-2، نشان داده شده است. همچنین در جدول ۵، نتایج معیارهای ارزیابی Comp و RMSE در مورد مناطق ساختمانی دارای تغییرات ارتفاعی متوسط و زیاد و مناطق غیر ساختمانی، برای تمامی مجموعه داده‌ها و هر پنج الگوریتم مورد مقایسه، بیان شده است. همان‌طور که در نتایج به دست آمده نیز مشهود است، در دسته داده WV3-1، الگوریتم S2P بهترین RMSE ارتفاعی و Comp را در مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی



شکل ۲۴. مناطق ساختمانی دارای تغییرات ارتفاعی زیاد (آبی)، متوسط (سیاه)، و مناطق غیر ساختمانی (قرمز) برای تمامی مجموعه داده‌ها، به ترتیب، مجموعه داده‌های WorldView-3 (ردیف بالا) و مجموعه داده‌های ZY3-2 (ردیف پایین)

در دسته‌داده‌های ZY3-2، ارزیابی معیارها در نواحی متفاوت نتایج تقریباً یکسانی داشته است. در هر دو دسته‌داده، درمورد مناطق غیرساختمانی، دقت ارتفاعی نرم‌افزار CATALYST و الگوریتم SS-DSM به ترتیب، بهترین و ضعیف‌ترین عملکرد را در قیاس با سایر الگوریتم‌ها دارد. به‌طور کلی، در تمامی نواحی، الگوریتم SS-DSM کمترین دقت ارتفاعی را در مقایسه با الگوریتم‌های دیگر دارد. در نواحی ساختمانی دارای تغییرات ارتفاعی شدید، الگوریتم‌های S2P و Sat-MVSF به ترتیب، در دسته‌داده ZY3-2-1 و ZY3-2-2 بیشترین دقت ارتفاعی را دارند. همان‌طور که در شکل‌های ۱۷ و ۲۰ مشاهده می‌شود، الگوریتم S2P در این دو دسته‌داده، عملکرد خوبی از لحاظ کامل بودن ندارد. مطابق با جدول ۵، این مورد در ارزیابی عددی DSM‌های استخراج‌شده نیز مشهود است. باین‌حال در بیشتر نواحی، الگوریتم CATALYST بالاترین مقدار کامل بودن ارتفاعی را در قیاس با سایر الگوریتم‌ها در استخراج DSM دارد.

در دسته‌داده WV3-2، الگوریتم‌های S2P و CATALYST هم در مناطق ساختمانی هم در مناطق غیرساختمانی نتایج تقریباً یکسانی دارند و RMSE ارتفاعی و COMP بودن DSM‌های استخراج‌شده از این دو الگوریتم بیشتر از الگوریتم‌های دیگر است. باوجوداین، در مناطق ساختمانی دارای تغییرات ارتفاعی شدید و متوسط، خطای ارتفاعی DSM استخراج‌شده از طریق الگوریتم ERDAS بیشتر از دیگر الگوریتم‌هاست. در مناطق غیرساختمانی نیز، دقت ارتفاعی الگوریتم SS-DSM ضعیف است. در دسته‌داده WV3-3 در مناطق ساختمانی دارای ارتفاعی زیاد و تغییرات ارتفاعی متوسط، الگوریتم S2P بیشترین دقت ارتفاعی را دارد اما، از لحاظ عملکرد معیار کامل بودن، ضعیف است و کمترین مقدار کامل بودن ارتفاعی را دارد. در مناطق غیرساختمانی، همانند داده‌های WV3-1 و WV3-2، الگوریتم SS-DSM دارای کمترین دقت ارتفاعی است اما باین‌حال این الگوریتم، از لحاظ کامل بودن، بهترین عملکرد را داشته است.

جدول ۵. نتایج معیارهای ارزیابی RMSE و COMP مناطق ساختمانی دارای تغییرات ارتفاعی متوسط و زیاد و مناطق غیرساختمانی، برای تمامی مجموعه‌داده‌ها

دسته‌داده	نوع منطقه	RMSE (m)					COMP (%)				
		Sat-MVSF	SS-DSM	S2P	CAT	ERDAS	Sat-MVSF	SS-DSM	S2P	CAT	ERDAS
wv3-1	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد	۱/۲۷	۱/۲۸	۱/۰۳	۱/۳۱	۱/۲۹	۶۵/۵۱	۷۰/۴۳	۷۴/۷۵	۷۴/۶۴	۶۳
	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط	۱/۱۴	۱/۳	۱/۱۱	۱/۲۸	۱/۲۸	۹۰/۱۸	۸۶/۵۷	۹۰/۰۷	۸۹/۱۲	۸۷/۱۷
	مناطق غیرساختمانی	۰/۸۶	۱/۰۶	۰/۸۱	۰/۷۱	۱/۰	۹۸/۱۵	۹۷/۴۸	۹۸/۵	۹۷/۶۹	۹۶/۲۳
wv3-2	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد	۱/۲۷	۱/۳۲	۱/۱۴	۱/۱۵	۱/۳۳	۷۴/۶۶	۸۷/۰۷	۹۱/۰۸	۹۱/۱۱	۸۲/۳۷
	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط	۱/۲۵	۱/۳۴	۱/۱۶	۱/۳۴	۱/۳۶	۸۷/۹۸	۸۱/۷۹	۸۷/۷۸	۸۷/۱۷	۸۵/۰۴
	مناطق غیرساختمانی	۱/۱۶	۱/۴۲	۱/۱۲	۱/۱۲	۱/۲۸	۹۰/۴۴	۹۲/۷۶	۹۷/۷۷	۹۸/۱۸	۹۷/۴
wv3-3	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد	۰/۹۹	۱/۲۷	۰/۸۸	۱/۱۳	۱/۱۵	۷۰/۸۱	۶۵/۳۵	۶۰/۹۴	۷۸/۷۵	۷۰/۶۵
	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط	۱/۱۸	۱/۳	۱/۰۴	۱/۳۴	۱/۳۲	۸۵/۹۲	۸۲/۲	۷۸	۸۵	۸۱/۱۳
	مناطق غیرساختمانی	۰/۷۷	۱/۰۳	۰/۷۲	۰/۶۸	۰/۷۸	۸۶/۴۰	۹۱/۶۸	۸۱/۳۲	۸۶/۳۵	۸۰/۶۹
ZY3-2-1	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد	۲/۷۶	۳/۴۷	۲/۵۲	۳/۱۱	-	۹۸/۰۷	۹۴/۴	۸۹/۳۲	۹۸/۲۶	-
	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط	۱/۶	۲/۹۵	۱/۵۸	۱/۳۱	-	۹۹/۹۶	۹۸/۱۷	۹۸/۸۸	۹۹/۹۷	-
	مناطق غیرساختمانی	۱/۲۴	۲/۳۷	۱/۱۷	۱/۱۴	-	۹۹/۹۶	۹۸/۷۵	۹۸/۴۴	۹۹/۹۸	-
ZY3-2-2	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد	۲/۰۱	۲/۹۳	۲/۰۵	۲/۴۱	-	۹۹/۶۸	۹۸/۴	۹۳/۶۵	۹۹/۷۹	-
	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط	۲/۴۹	۲/۹۷	۱/۷۹	۲/۰۴	-	۹۹/۹۷	۹۷/۶۷	۹۸/۷	۹۹/۷۸	-
	مناطق غیرساختمانی	۲/۰۵	۲/۵۶	۱/۶۶	۱/۳	-	۹۹/۶۱	۹۹	۸۰/۳۴	۹۹/۹۳	-

تجاری ERDAS IMAGINE و CATALYST بوده است. مجموعه داده‌های به‌کاررفته در این پژوهش، برای استخراج DSM، شامل سه دسته تصاویر چندمنظری WorldView-3 و دو دسته تصاویر چندمنظری ZY3-2 می‌شود و برپایه نتایج ارزیابی DSM‌های استخراج‌شده، الگوریتم S2P در دسته داده اول و دوم WV-3 و الگوریتم Sat-MVSF در دسته داده سوم WV-3 عملکردی بهتر از سایر الگوریتم‌ها داشته‌اند. همچنین در تحقیق حاضر، برای استخراج DSM با الگوریتم Sat-MVSF، از روش یادگیری انتقالی استفاده شده است و می‌توان بیان کرد کمبود مجموعه داده‌های آموزشی یکی از مهم‌ترین موانع توسعه یادگیری عمیق در بازسازی سه‌بعدی از تصاویر ماهواره‌ای است. نرم‌افزارهای تجاری فتوگرامتری ERDAS و CATALYST نیز، به دلیل درون‌یابی سلول‌های بدون اطلاعات، خطای ارتفاعی بیشتری از الگوریتم‌های دیگر نشان داده‌اند. باین‌حال، اگر حد آستانه ارتفاعی به‌صورت غیرواقعی و غیرمنطقی بالا در نظر گرفته شود، دقت ارتفاعی و کامل بودن الگوریتم‌ها افزایشی غیرمنطقی می‌یابد اما، با حد آستانه معقول، دقت ارتفاعی و کامل بودن DSM‌های استخراج‌شده از طریق این الگوریتم‌ها کمتر از الگوریتم‌های Sat-MVSF و S2P است. در انتها، می‌توان این موارد را به‌منزله زمینه‌های تحقیقاتی پیشنهاد کرد که سبب افزایش کارایی الگوریتم‌های استخراج DSM مبتنی بر یادگیری عمیق می‌شوند:

- استفاده از شبکه‌های یادگیری عمیق توانمند برای استخراج ویژگی‌های پیچیده، در تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی بالا؛
- استفاده از دیگر مجموعه داده‌های مرجع شامل تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری با حد تفکیک مکانی بالا، همراه با ضرایب RPC، به‌منظور آموزش دقیق‌تر شبکه‌های یادگیری عمیق برای بازسازی سه‌بعدی سطح زمین؛
- استفاده هم‌زمان از داده‌های اپتیکی و راداری، به‌منظور افزایش دقت و کارایی DSM‌های استخراج‌شده.

درمجموع و طبق جدول ۳، با درنظرگرفتن هر دو معیار RMSE ارتفاعی و Comp، عملکرد DSM‌های استخراج‌شده با الگوریتم S2P در دسته داده‌های WV3-1 و WV3-2 بهتر از سایر الگوریتم‌هاست. در دسته داده WV3-3، الگوریتم S2P RMSE ارتفاع بیشتری دارد اما با توجه به مقدار پایین معیار Comp، عملکرد آن ضعیف بوده است. باینکه الگوریتم Sat-MVSF، با RMSE ارتفاعی تقریباً ۲۰ سانتی‌متر بر الگوریتم CATALYST مزیت داشته و مقدار معیار Comp در الگوریتم Sat-MVSF به نرم‌افزار CATALYST نزدیک بوده، می‌توان نتیجه‌گیری کرد که الگوریتم Sat-MVSF در دسته داده WV3-3، عملکردی بهتر از سایر الگوریتم‌ها داشته است. براساس جدول‌های ۳ و ۵، در هر سه دسته از داده‌های سنجنده WorldView-3، الگوریتم ERDAS بیشترین میزان خطای ارتفاعی را داشته و معیار DSM Comp‌های استخراج‌شده از طریق الگوریتم ERDAS مقدار پایینی دارد؛ از این‌رو الگوریتم نام‌برده عملکرد نامناسبی در استخراج DSM دربر داشته است.

به‌طور کلی و با توجه به آنچه در جدول ۵ آمده است، نرم‌افزارهای CATALYST و ERDAS در هر سه دسته از داده‌های WV-3، خطای زیادی داشته‌اند و RMSE ارتفاعی آن‌ها کمتر از الگوریتم‌های S2P و Sat-MVSF است؛ زیرا این نرم‌افزارها، برای پرکردن سلول‌های دارای اطلاعات خالی در مناطقی مثل مرز ساختمان‌ها که تغییرات ارتفاعی ناگهانی و شدید وجود دارد، از درون‌یابی بهره برده‌اند. در مقابل، الگوریتم‌های Sat-MVSF و S2P در این مناطق عملکرد بهتری در زمینه RMSE ارتفاعی داشته‌اند و عملکرد نرم‌افزار تجاری CATALYST نیز، از لحاظ معیار Comp، نسبتاً بهتر از سایر الگوریتم‌ها بوده است.

۶- نتیجه‌گیری

هدف از این تحقیق ارزیابی عملکرد مدل یادگیری عمیق Sat-MVSF، در استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای WorldView-3 و ZY3-2 و مقایسه عملکرد آن با الگوریتم‌های کلاسیک S2P و SS-DSM و نرم‌افزارهای

۷- منابع

- Ahmadian, N., Sedaghat, A., Mohammadi, N. & Aghdami-Nia, M., 2024, **Deep-Learning-Based Edge Detection for Improving Building Footprint Extraction from Satellite Images**, Environmental Sciences Proceedings, 29(1), P. 61, <https://www.mdpi.com/2673-4931/29/1/61>.
- Albanwan, H. & Qin, R., 2022, **A Comparative Study on Deep-Learning Methods for Dense Image Matching of Multi-Angle and multi-Date Remote Sensing Stereo-Images**, The Photogrammetric Record, 37(180), PP. 385-409, <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/phor.12430>
- Alobeid, A., Jacobsen, K. & Heipke, C., 2010, **Comparison of Matching Algorithms for DSM Generation in Urban Areas from Ikonos Imagery**, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 76(9), PP. 1041-1050, <https://doi.org/10.14358/PERS.76.9.1041>.
- Amini Amirkolae, H. & Arefi, H., 2019, **Digital Surface Model Extraction with High Details Using Single High Resolution Satellite Image and SRTM Global DEM Based on Deep Learning [Research]**, Journal of Geospatial Information Technology, 7(3), PP. 173-198, <https://doi.org/10.29252/jgit.7.3.173>.
- Bosch, M., Kurtz, Z., Hagstrom, S. & Brown, M., 2016, **A multiple View Stereo Benchmark for Satellite Imagery**, 2016 IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop (AIPR).
- Catalyst Professional, 2021, <https://catalyst.earth/tutorial/dem-extraction-satellite-2/>.
- Chang, J.-R. & Chen, Y.-S., 2018, **Pyramid Stereo Matching Network**, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.
- de Franchis, C., Meinhardt-Llopis, E., Michel, J., Morel, J.M. & Facciolo, G., 2014, **An Automatic and Modular Stereo Pipeline for Pushbroom Images**, ISPRS Ann. Photogramm, Remote Sens. Spatial Inf. Sci., II-3, PP. 49-56, <https://doi.org/10.5194/isprsannals-II-3-49-2014>.
- Eckert, S. & Hollands, T., 2010, **Comparison of Automatic DSM Generation Modules by Processing IKONOS Stereo Data of an Urban Area**, IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 3(2), PP. 162-167, <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2010.2047096>.
- ERDAS IMAGINE, 2014, <https://hexagon.com/products/imagine-dsm-extractor>.
- Fraser, C.S., Dial, G. & Grodecki, J., 2006, **Sensor Orientation via RPCs**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 60(3), PP. 182-194, <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2005.11.001>.
- Gao, J., Liu, J. & Ji, S., 2021, **Rational Polynomial Camera Model Warping for Deep Learning Based Satellite Multi-View Stereo Matching**, Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision.
- Gao, J., Liu, J. & Ji, S., 2023, **A General Deep Learning Based Framework for 3D Reconstruction from Multi-View Stereo Satellite Images**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 195, PP. 446-461, <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2022.12.012>.
- Gong, K. & Fritsch, D., 2019, **DSM Generation from High Resolution Multi-View Stereo Satellite Imagery**, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 85(5), PP. 379-387, <https://doi.org/10.14358/PERS.85.5.379>.
- Grodecki, J. & Dial, G., 2001, **IKONOS Geometric Accuracy**, Proceedings of Joint Workshop of ISPRS Working Groups I/2, I/5 and IV/7 on High Resolution Mapping from Space.
- Guo, X., Yang, K., Yang, W., Wang, X. & Li, H., 2019, **Group-Wise Correlation Stereo Network**, Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.
- Habib, A.F., Morgan, M., Jeong, S. & Kim, K.-O., 2005, **Analysis of Epipolar Geometry in Linear Array Scanner Scenes**, The Photogrammetric Record, 20(109), PP. 27-47, <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1477-9730.2005.00303.x>.
- Hirschmuller, H., 2008, **Stereo Processing by Semiglobal Matching and Mutual Information**, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 30(2), PP. 328-341, <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2007.1166>.
- Kendall, A., Martirosyan, H., Dasgupta, S., Henry, P., Kennedy, R., Bachrach, A. & Bry, A., 2017, **End-to-End Learning of Geometry and Context for Deep Stereo Regression**, Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision.

- Kim, T. & Jeong, J., 2011, **DEM Matching for Bias Compensation of Rigorous Pushbroom Sensor Models**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 66(5), PP. 692-699, <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.06.002>.
- Kuschik, G., d'Angelo, P., Qin, R., Poli, D., Reinartz, P. & Cremers, D., 2014, **DSM Accuracy Evaluation for the ISPRS Commission I Image Matching Benchmark**. *Int. Arch. Photogramm., Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, XL-1, PP. 195-200, <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-1-195-2014>.
- Laga, H., Jospin, L.V., Boussaid, F. & Bennamoun, M., 2022, **A Survey on Deep Learning Techniques for Stereo-Based Depth Estimation**, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 44(4), PP. 1738-1764, <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2020.3032602>.
- Leys, C., Ley, C., Klein, O., Bernard, P. & Licata, L., 2013, **Detecting Outliers: Do Not Use Standard Deviation around the Mean, Use Absolute Deviation around the Median**, Journal of Experimental Social Psychology, 49(4), PP. 764-766.
- Marí, R., de Franchis, C., Meinhardt-Llopis, E. & Facciolo, G., 2019, **To Bundle Adjust or Not: A Comparison of Relative Geolocation Correction Strategies for Satellite Multi-View Stereo**, Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops.
- Morgan, M., Kim, K.-O., Jeong, S. & Habib, A., 2006, **Epipolar Resampling of Space-Borne Linear Array Scanner Scenes Using Parallel Projection**, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 72(11), PP. 1255-1263.
- Oh, J., Lee, W.H., Toth, C.K., Grejner-Brzezinska, D.A. & Lee, C., 2010, **A Piecewise Approach to Epipolar Resampling of Pushbroom Satellite Images Based on RPC**, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 76(12), PP. 1353-1363, <https://doi.org/10.14358/PERS.76.12.1353>.
- Poli, D. & Toutin, T., 2012, **Review of Developments in Geometric Modelling for High Resolution Satellite Pushbroom Sensors**, The Photogrammetric Record, 27(137), PP. 58-73.
- Qin, R., Chen, M., Huang, X. & Hu, K., 2019, **Disparity Refinement in Depth Discontinuity Using Robustly Matched Straight Lines for Digital Surface Model Generation**, IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 12(1), PP. 174-185, <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2018.2886000>.
- Ronneberger, O., Fischer, P. & Brox, T., 2015, **U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation**, Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015, Cham.
- Serati, G., Sedaghat, A., Mohammadi, N. & Li, J., (2022), **Digital Surface Model Generation from High-Resolution Satellite Stereo Imagery Based on Structural Similarity**, Geocarto International, 37(26), PP. 11390-11419, <https://doi.org/10.1080/10106049.2022.2057594>.
- Shariat, M., Azizi, A. & Saadatseresht, M., 2008, **Analysis and the Solutions for Generating a True Digital Ortho Photo in Close Range Photogrammetry**, *Int. Arch. Photogramm., Remote Sens., Spat. Inf. Sci.*, 37, PP. 439-422.
- Stucker, C. & Schindler, K., 2022, **ResDepth: A Deep Residual Prior for 3D Reconstruction from High-Resolution Satellite Images**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 183, PP. 560-580, <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.11.009>.
- Tao, C.V. & Hu, Y., 2001, **A Comprehensive Study of the Rational Function Model for Photogrammetric Processing**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 67(12), PP. 1347-1358.
- Toutin, T., Chénier, R. & Carbonneau, Y., 2001, **3D Geometric Modelling of Ikonos Geo Images**, Proceedings of ISPRS Joint Workshop "High Resolution from Space", Hannover.
- Wang, S., Ren, Z., Wu, C., Lei, Q., Gong, W., Ou, Q., Zhang, H., Ren, G. & Li, C., 2019, **DEM Generation from Worldview-2 Stereo Imagery and Vertical Accuracy Assessment for Its Application in Active Tectonics**, Geomorphology, 336, PP. 107-118, <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2019.03.016>.
- Yang, G., Manela, J., Happold, M. & Ramanan, D., 2019, **Hierarchical Deep Stereo Matching on High-Resolution Images**, Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.

- Yao, Y., Luo, Z., Li, S., Shen, T., Fang, T. & Quan, L., 2019, **Recurrent Mvsnet for High-Resolution Multi-View stereo Depth Inference**, Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.
- Zhang, C. & Fraser, C., 2008, **Generation of Digital Surface Model from High Resolution Satellite Imagery**, Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci., 37, PP. 785-790.
- Zhang, F., Prisacariu, V., Yang, R. & Torr, P.H., 2019, **Ga-Net: Guided Aggregation Net for End-to-End Stereo Matching**, Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.
- Zheng, Z., Wan, Y., Zhang, Y., Hu, Z., Wei, D., Yao, Y., Zhu, C., Yang, K. & Xiao, R., 2024, **Digital Surface Model Generation from High-Resolution Satellite Stereos Based on Hybrid Feature Fusion Network**. The Photogrammetric Record.

This Page is Intentionally Left Blank